

改进的 BP 神经网络在双塔水库水质预测中的应用

高雅玉¹, 张丽萍¹, 闵祥宇², 安俊珍¹

(1. 甘肃省水土保持科学研究所, 甘肃 兰州 730020; 2. 大连市水利科学研究所, 辽宁 大连 116000)

摘要: 疏勒河下游的瓜州绿洲水资源形成困难、水环境脆弱, 属国家极端干旱荒漠自然保护区。研究利用加入动量项的 BP 神经网络并基于时间序列对 1993 年至 2008 年双塔水库水质指标年均值进行模拟和预测, 确定模型参数为: 输入节点数 2, 输出节点数 1, 隐含层数 2, 最小训练速率 0.1, 动态参数 0.6, SIGMOID 函数调整值 0.9, 允许误差 0.0001, 最大迭代次数 10000。模型拟合相对误差值小于 5%, 预测检验误差小于 10%。根据预测结果, 水库在 2009 年至 2013 年属 II 类水质, 水质符合生活以及农业灌溉用水标准, 但仍存在富营养化的风险。

关键词: 水资源; 水质预测; BP 神经网络; 双塔水库; 疏勒河下游

中图分类号: TP183; X832

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2012)06-0149-05

Application of improved BP neural network model in prediction of water quality in Shuangta reservoir

GAO Yayu¹, ZHANG Liping¹, MIN Xiangyu², AN Junzhen¹

(1. Gansu Institute of Soil & Water Conservation Sciences, Lanzhou 730020, China;

2. Hydraulic Research Institute of Dalian City, Dalian 116000, China)

Abstract: Guazhou oasis locates in downstream of Shulehe River Basin, belongs to national extreme arid desert nature reserve, and the formation of its water resources is difficult, and the ecological environment is fragile. BP neural network model which based on the time series and addition of the momentum term was used to model and predict the annual average of water quality indicators in Shuangta Reservoir from 1993 to 2008. And the parameters of the model are the followings, the number of the enter nodes is 2, the number of the output nodes is 1, the number of the hidden layers is 2, minimum training rate is 0.1, dynamic parameters is 0.6, adjusted value of the SIGMOID function is 0.9, permissible error is 0.0001, maximum number of iterations is 10000. Moreover, the value of the relative error of model fitting is less than 5%, and the value of the relative error in the stage of prediction testing is less than 10%. According to the results of the water prediction, the water quality from 2009 to 2013 is belong to Class II grade which meets the standards of domestic and agricultural irrigation water use, however, the water has the risk of eutrophication.

Key words: water resources; water quality prediction; BP neural network; Shuangta reservoir; lower reaches of Shulehe River

1 研究背景

生态环境尤其是水环境的恶化,已经严重影响和制约了社会经济的发展速度。除气候异常引起部分地区的水资源缺乏外,人类对于水资源的过度开发、利用、浪费和污染是导致世界水资源危机的罪魁祸首^[1]。昌马河流域的瓜州绿洲区位于河西走廊最西端,属国家极端干旱荒漠自然保护区,具有重要的战略地位。该区水资源形成困难,水生态环境脆弱、容易受到破坏。干旱区内陆河流域水资源的开发利用、特别是水质状况是流域内生命支持系统的一个极为重要成分,支撑着人类生存的环境,对下游地区产生深远影响^[2-3]。双塔水库位于疏勒河下游瓜州县以东 48 km 处,见图 1。水库于 1960 年 2 月建成蓄水,控制流域面积 34 440 km²。水化学类型为 C II Ca 型,矿化度 0.6 g/L 左右,水质基本属于 II 到 III 级,符合生活饮用、工业应用、农业灌溉、渔业养殖、景观娱乐等用水标准。

收稿日期: 2012-08-20; 修回日期: 2012-09-19

作者简介: 高雅玉(1985-),女,天津市人,硕士,长期从事水文与水资源及水环境方面的研究。

人工神经网络是根据大脑神经元的工作方法得出的一种理论化的数学模型,在 20 世纪 80 年代后得到迅速发展,适合处理较为复杂的非线性系统^[4-5]。BP 神经网络具有自适应性、自组织性、容错性等优点,并善于从近似、不确定、甚至相互矛盾的知识环境中做出评价和预测而被广泛的被应用于水质的评价和预测中。但 BP 神经网络仍存在着学习算法收敛速度较慢、容易陷入局部最优、网络运行时只是单向传播等问题,致使评价和预测结果出现较大偏差^[6-8]。本研究通过对 BP 神经网络的改进,并利用改进后的 BP 神经网络对双塔水库水质进行了预测,发挥人工神经网络的优点,屏蔽了其缺点。

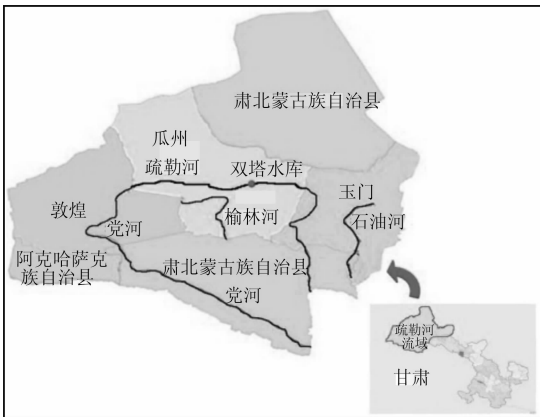


图 1 研究区位置示意图

2 BP 神经网络及其改进研究

2.1 BP 神经网络简介

1986 年,Rumelhart 等人在完整的数学推导上,提出的 BP 算法是前馈型神经网络的核心算法。该算法系统的解决了带有隐含层的神经网络中隐含层联接权的问题,具有广泛的适用性^[9-10]。采用 BP 算法的人工神经网络模型称为 BP 神经网络模型。该模型为

多层网络模型,由输入层、隐含层(单层或多层)和输出层构成。BP 神经网络模型有正向和逆向两种传播方法,正向传播是指输入信息到输出信息的传递方向,每层神经元的状态只会影响到下一层;逆向传播指的是如果输入信号经过正向传播达到输出层,却没有得到期望的输出,则将误差信号沿输入信号传播的方向逆向返回,并且在返回的过程中不断修改各层神经元联接的权值。经过数次的正、逆传播,使输出误差最终达到合理的范围之内。图 3 是标准多层 BP 神经网络模型示意图。可以看出,网络中某一层的输出即为下一层的输入其表达式为:

$$O_{m+1} = f^{m+1}(W_{m+1}O_m + b_{n+1})$$
$$m = 0,1,\cdots,M-1 \quad (1)$$

第一层的神经元从外部接收的输入为 $O_0 = p$;最后一层即输出层的输出为 $O = O_m$ 。BP 神经网络主要分为误差指数计算、偏导数计算及敏感性反向传播计算 3 个过程^[11],算法限于篇幅不再赘述。

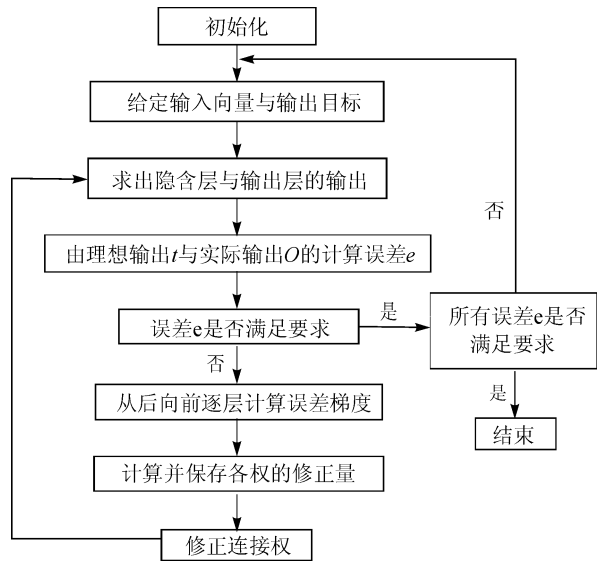
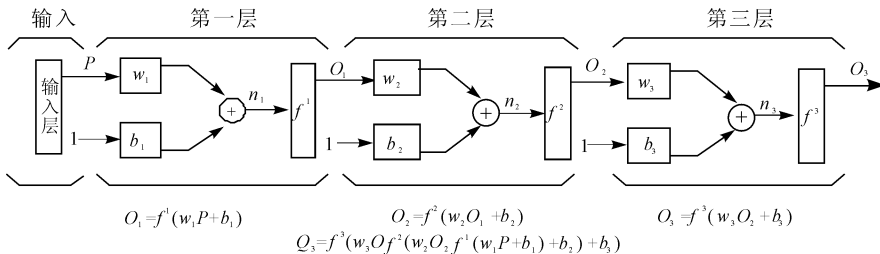


图 2 BP 神经网络模型步骤示意图



注:图中 P 为输入量, W_m 为第 m 层的权值, b_m 为第 m 层的偏置值, n_m 为第 m 层经过累加后的净输入值, f_m 为第 m 层的激活函数, o_m 为第 m 层的输出量。

图 3 多层 BP 神经网络模型示意图

2.2 BP 神经网络优缺点分析

2.2.1 BP 神经网络模型学习的注意问题 在 BP 神经网络模型学习中,为提高模型的输出效果,应注

意的问题有:①BP 学习时连接权的初始值非常重要。一般情况下连接权的初始值选为均匀分布的小数,若设输入层个数为 N ,则连接权的初始值大概分

布在 $(-2.4 N, 2.4 N)$ 之间。②当 Sigmoid 函数作为神经元的激活函数时,模型的期望输出只能趋近于 Sigmoid 函数的渐进值。为了避免模型不收敛,应设模型的输出为小数。③在模型中,学习步长 μ 的选择较为重要, μ 越大修改连接权时的变化越大,模型的收敛速度就越快,但是 μ 过大时会导致网络的不稳定;反之 μ 小的话,可以避免不稳定,但是收敛速度会减慢。通常情况下,应该将 μ 调整到使模型中所有神经元的速度相差不多。④用奇函数作为模型的激活函数,可使 BP 模型的学习速度加快。⑤在输入样本训练网络时,如果所有的输入都为正值,将会导致学习速度变慢。可以对输入进行归一化,使得所有样本的输入均值接近零值,提高学习速度。⑥对于函数逼近问题,可利用理想输出先验知识等信息,加快学习速度、改善逼近效果^[12]。

2.2.2 BP 模型的缺点 BP 神经网络的不足之处主要表现在训练过程的不确定性上,分别为:①容易陷入局部极小而不是全局极小点。②连接权修正系数学习率、输入、输出层中间的隐含层层数和节点数等的确定并无固定定理和理论指导、往往依靠尝试和经验确定。③训练时间较长。④网络的学习、记忆具有不稳定性等^[13]。

2.2.3 BP 神经网络模型的变形及改进 针对上一节中提到的 BP 模型的几个缺点及不足,研究者对 BP 模型进行了改进,主要有以下几种方法:

(1) 加入动量。上文中提到学习步长 μ 的选取很重要,这个参数在模型网络训练的稳定性在网络收敛速度上存在着相互矛盾,为了解决这个矛盾,加入了“动量项”,也称惯性修正项,其表达式为:

$$\Delta w_{i,j}(n) = \alpha \Delta w_{i,j}(n-1) + \mu D(n)$$

(2)

式中: α 为动量项,通常是常数; $\mu D(n)$ 为本次修正量; $\Delta w_{i,j}(n-1)$ 为上次的修正量。引入动量项 α 是考虑前一次连接权修正时的梯度。当上一次修正量过量时, α 与本次的修正量反号,使得 $\Delta w_{i,j}(n)$ 减小,以求网络的稳定;当上一次修正量过小时, α 与本次的修正量同号,使得 $\Delta w_{i,j}(n)$ 增大,以达到加快收敛的目的。在 BP 算法中加入动量项不仅可以微调连接权的修正量,也可以使学习避免陷入局部最小。

(2) 变步长。变步长法是针对 μ 矛盾的另一种修改方法。通过判断,在修正量不足时,使步长加倍,以加速收敛;相反在修正量过度时,使步长减半,以避免震荡。

(3) 改进误差函数。误差函数 $E = \frac{1}{2}(O - t)^2$

并不是唯一的判断误差的函数,可以选择函数 $f(O, t)$ 代替以达到更好的拟合效果,只要 $f(\cdot)$ 在 $O = t$ 时达到最小值即可^[14,15]。

3 改进的 BP 神经网络在双塔水库水质预测中的应用

基于时间序列,采用在 BP 神经网络模型中加入动量项,公式见(2)式,来提高模型的收敛性能以及速度。选取 1993 - 2008 年双塔水库水质的 pH、溶解氧、高锰酸钾盐指数、化学需氧量、生物化学需氧量以及矿化度的年平均值作为水库水质的代表因子,选择 1993 - 2005 年的数据作为模型的学习和训练,选择 2006 - 2008 年的数据作为模型的预测检验数据来确定模型的预测效果。基于时间序列的 BP 神经网络模型对水质的预测的参数确定很重要,它直接影响着模型的训练学习成果、收敛速度和预测效果。由于研究资料较少,BP 神经网络模型应用于双塔水库水质预测的研究也不多见,为达到更好的模型预测效果,此次预测对于模型的参数选取试算法,在 MATLAB 软件中实现。经过试算发现,在输入节点数为 2,输出节点为 1 时,水质的预测效果最好,结果见表 1。

表 1 BP 神经网络模型的原始输入、输出表

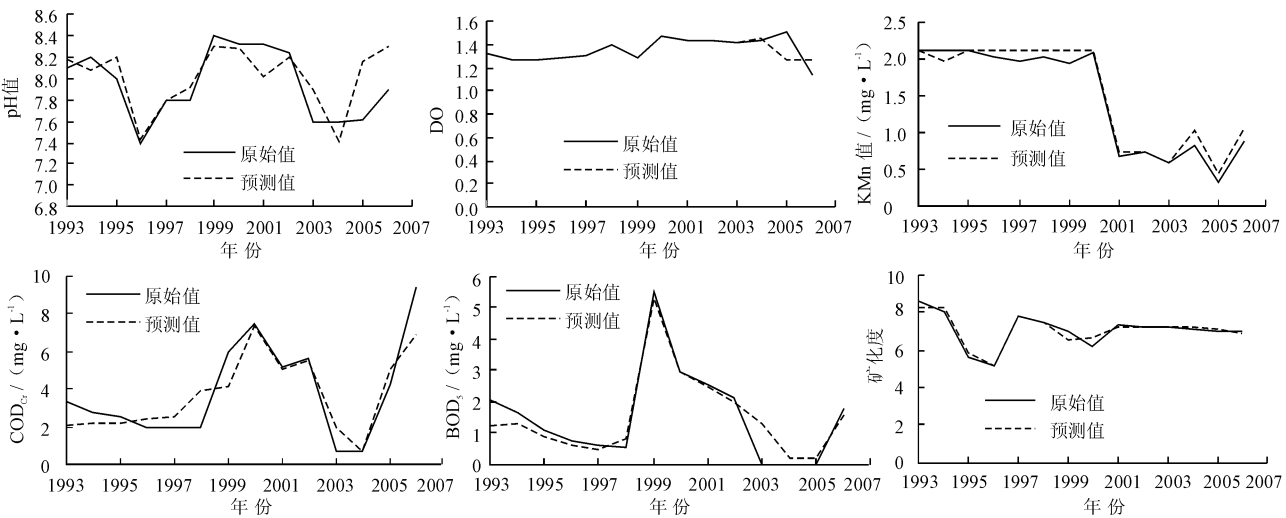
输入节点 1	年份	输入节点 2	年份	目标输出	年份
8.00	1993	8.10	1994	8.10	1995
8.10	1994	8.10	1995	8.20	1996
8.10	1995	8.20	1996	8.00	1997
8.20	1996	8.00	1997	7.40	1998
8.00	1997	7.40	1998	7.80	1999
7.40	1998	7.80	1999	7.80	2000
7.80	1999	7.80	2000	8.40	2001
7.80	2000	8.40	2001	8.32	2002
8.40	2001	8.32	2002	8.33	2003
8.32	2002	8.33	2003	8.24	2004
8.33	2003	8.24	2004	7.59	2005

经过试算,确定模型的参数为,输入节点数 2,输出节点数 1,隐含层的个数 2(第一隐含层节点数 3,第二隐含层节点数 3),最小训练速率 0.1,动态参数 0.6, SIGMOID 函数调整值 0.9,允许误差 0.0001,最大迭代次数 10000,数据的归一化方法为标准化变换。模型训练完之后,选取 2006 - 2008 年的 pH 年均值进行预测(其它水质指标的预测与 pH 年均值的方法相同),得到模型的预测拟合图,见图 4。

由图 4 和表 2 可知,在模型的拟合阶段,拟合的

相对误差值小于 5%,在预测检验阶段误差值也小于 10%,在对生物化学需氧量进行预测检验的过程中,由于目标输入值为 0,所以导致模型的学习出现了跟不上突变的情况,致使拟合过程和预测检验过

程中的相对误差变大,超过了 15%,其余预测检验的相对误差基本都不超过 10%,说明在以上参数下的模型具有一定的预测功能。预测结果见表 3。



图中 DO、矿化度数据是在归一化过程中为了使拟合曲线图更具代表性,将溶解氧 DO 值取倒数再乘以 10,矿化度值除以 100 来进行分析和计算的。

图 4 双塔水库水质拟合曲线图

表 2 双塔水库水质拟合检验相对误差分析表

年份	pH 值		溶解氧值		高锰酸钾盐指数		化学需氧量值		生化需氧量值		矿化度值	
	拟合值	相对误差	拟合值	相对误差	拟合值	相对误差	拟合值	相对误差	拟合值	相对误差	拟合值	相对误差
2004	8.1967	0.5250	1.4451	0.0010	0.7307	0.0960	5.4586	2.1760	1.9955	4.5220	7.2321	0.1680
2005	7.8916	3.9740	1.4188	0.0250	0.5901	0.0170	0.8960	0.6960	3.8810	125.000	7.2071	0.5920
2006	7.4100	2.3720	1.4575	1.2960	0.9420	13.2530	0.7578	13.1040	0.1984	19.8400	7.2084	0.6760
2007	8.1700	7.2180	1.3740	8.9000	0.3760	13.9390	4.7987	12.9110	0.1877	18.7700	7.0937	1.1940
2008	8.3000	5.1960	1.2694	11.0730	0.9920	12.7270	7.9964	14.4770	1.5393	12.5400	6.8464	2.0540

注:限于篇幅,仅列出部分年份的误差分析值。

表 3 双塔水库水质预测表

年份	pH 值	溶解氧值	高锰酸钾盐指数	化学需氧量值	生物化学需氧量值	矿化度值
2009	8.06	6.8213	1.5900	1.9097	1.4207	672.14
2010	8.19	6.9018	1.7278	2.0968	0.7889	656.98
2011	8.22	6.9137	2.5901	5.1753	0.4323	626.16
2012	8.15	7.0477	1.9721	5.7740	0.5208	651.50
2013	7.89	7.0141	1.5900	2.0171	5.5387	576.50

4 结 语

(1) 利用加入动量项公式的 BP 神经网络模型对双塔水库水质进行了模拟和预测,确定模型的参数为:输入节点数 2,输出节点数 1,隐含层个数 2,最小训练速率 0.1,动态参数 0.6,SIGMOID 函数调整值 0.9,允许误差 0.0001,最大迭代次数 10000。

(2) 模型拟合相对误差值小于 5%,预测检验误差值小于 10%,在对生物化学需氧量的预测检验过程中,由于目标输入值为 0,致使拟合过程和预测检验过程中的相对误差变大,超过了 15%,其余预测检验的相对误差基本不超过 10%,说明模型具有一定的预测功能。

(3) 双塔水库的水质在 2009 年的后 5 年内基本属于 II 类水质,水质情况基本良好符合生活用水以及农业灌溉用水的标准。水库上游的潘家庄断面的水质监测项目中有有机项目较高,尤其是氨氮和总磷的浓度较高,致使水库仍然存在富营养化的风险。位于农业灌区下游的双塔水库不但要预防点源污染,更要预防由于过度使用化学肥料而产生的面源污染。因此,制定良好的政策和措施来避免水库水环境恶化势在必行^[16]。

参考文献:

- [1] 高雅玉,唐家凯,钱鞠,等. 土地利用/覆被变化对水环境影响的研究综述[J]. 人民黄河,2010,32(12):16-18.
- [2] 高前兆,刘发民,李元洪,等. 建设甘肃河西内陆区水资源战略安全体系的构想[J]. 安全与环境学报,2004,4(3):77-78.
- [3] 郭英卓. 黑河下游水资源变化对生态环境的影响分析[J]. 海河水利,2000(S1):7-8.
- [4] 阎平凡. 人工神经网络的容量、学习与计算复杂性[J]. 电子学报,1995,23(1):63-67.
- [5] 江学军,唐焕文. 前馈神经网络泛化能力的系统分析[J]. 系统工程理论与实践,2000,20(8):36-40.
- [6] 徐昕,贺汉根. 神经网络增强学习的梯度算法研究[J]. 计算机学报,2003,26(2):227-233.
- [7] Anurag M, Deo M C. Forecasting wind with neural networks[J]. Marine Structure,2003(16):35-49.
- [8] Eberhart R C. Neural Network PC Tools[M]. [S. L.] Academic Press, 1990.
- [9] Hagan M T,戴葵. 神经网络设计[M]. 北京:机械工业出版社,2002:197-201.
- [10] D E Rumelhart and J L, Mc Clelland. Parallel. Distributed processing: Explorations in the Microstructure of Cognition [M]. Cambridge, MAMIT Press, 1986:14-23.
- [11] Barnard E. Optimization for training neural nets[J]. IEEE Trans on Neural Net Works, 1992(3):232-240.
- [12] Battiti R. First and second - order methods for learning: between steepest descent and Newton's method[J]. Neural Computation,1992,4(2):141-166.
- [13] 潘昊,钟洛,李桂清,等. 一种新的神经网络模型及学习算法[J]. 北京工学院学报,1995,10(4):33-46.
- [14] Charalam Bous C. Conjugate gradient algorithm for efficient training of artificial neural networks[J]. IEEE Proceedings, 1992,139(3):301-310.
- [15] 闵祥宇. 基于人工神经网络的渭河上游洪水预报研究[D]. 兰州:兰州大学,2011:20-29.
- [16] 高雅玉. 双塔水库水质对昌马河流域人类活动的响应分析[D]. 兰州:兰州大学,2011:64-75.

(上接第148页)

电性,与由于同晶置换而带负电荷的土颗粒相互吸引,导致颗粒从悬液中絮凝;高pH值条件下,粘土颗粒表面的负电荷量增多,土颗粒之间的排斥力增大,土粒表面易于形成扩散双电层使悬液稳定或粘土颗粒分散。

3 结 语

(1)酸碱度为强碱性这一因素单独出现并不能使粘性土产生分散性。

(2)钠蒙脱石含量显著影响粘性土的分散性,钠蒙脱石越多粘性土分散性越强。

(3)钙蒙脱石含量越多,土样水稳定性越好,钙蒙脱石对粘性土的分散性具有一定的抑制作用。

(4)钠离子含量和酸碱度显著影响粘土分散性,钠离子含量越高、碱性越强,粘性土的分散性越强。

(5)蒙脱石含量不是粘土产生分散性的决定因素,而钠离子含量较多和酸碱度为强碱性则是粘土产生分散性不可缺少的两个因素,且当这两个因素同时存在时,粘性土就会产生分散性。

参考文献:

- [1] 中华人民共和国水利部. SL251-2000. 水利水电工程天然建筑材料勘察规程[S]. 2000.
- [2] Ingles O G, Aitchison G D. Soil - water Disequilibrium As Cause of Subsidence in Natural Soils and Earth Embankments [C] // . Proceedings of the ToKyo Symposium on Land Subsidence,1969,(2):342-353.
- [3] Sherard J L, Decker R S, Ryken R L. Piping in Earth of Dispersive Clay [C] // . Proceedings of Earth - supported Structure, Purdue University, 1972:589-626.
- [4] 蒋国澄. 粘性土的结构稳定性及其某些特殊性土的性状[J]. 岩土工程学报,1986,8(4):70-75.
- [5] 樊恒辉,吴普特,李鹏,等. 分散性粘土判别试验研究[J]. 岩土工程学报,2005,27(11):1310-1316.
- [6] 刘杰. 土石坝渗流控制理论基础及工程经验教训[M]. 北京:中国水利电力出版社,2006.
- [7] 李洪良,樊恒辉,党进谦,等. 介质环境中阳离子和酸碱度变化对粘土分散性的影响[J]. 水资源与水工程学报,2009,20(6):26-29.