

改进型 LM-BP 神经网络在水质评价中的应用

华祖林,钱 蔚,顾 莉

(河海大学浅水湖泊综合治理与资源开发教育部重点实验室,江苏 南京 210098)

摘要 为了克服传统 BP 神经网络在水质评价中的不足,利用双极性 S 型函数输出可为正或负的特性以及 LM 算法具有梯度下降法的全局特性和高斯-牛顿的局部特性,对 BP 神经网络法进行改进,提出了基于双极性 S 型函数的改进型 LM-BP 神经网络模型的水质评价方法。应用结果表明,将此网络模型应用于水质评价是有效的、可行的。与其他评价方法相比,评价结果更加客观、合理。改进后的算法收敛速度较快,预测精度很高,为水质评价提供了一种新方法。

关键词 神经网络 双极性 S 型函数 LM 算法 水质评价

中图分类号 X824 **文献标识码** A **文章编号** 1004-6933(2008)04-0022-04

Application of improved LM-BP neural network in water quality evaluation

HUA Zu-lin, QIAN Wei, GU Li

(*Key Laboratory of Integrated Regulation and Resource Development of Shallow Lakes of Ministry of Education, Hohai University, Nanjing 210098, China*)

Abstract To overcome the shortcomings of the traditional BP network, an improved LM-BP neural network method based on the bipolarity S function is proposed for water quality evaluation. The method has the advantage of the bipolarity S function, a positive or negative output, and the benefits of the Levenberg-Marquardt (LM) algorithm, both the global property of the Gradient Decent algorithm and the partial property of the Gauss Newton algorithm. The results show that this method is effective and feasible for the evaluation of water quality. Compared with other methods, its evaluation results are more objective and reasonable. As a new water quality evaluation method, the improved LM-BP network method has high prediction accuracy and a high convergence rate.

Key words neural network; bipolarity S function; LM algorithm; water quality evaluation

水质评价在环境管理与决策中有着举足轻重的作用,是合理利用、保护水环境的科学依据。但由于评价因子众多,且它们均与水质级别之间存在非常复杂的非线性关系,故而至今还没有形成一种统一的水质评价方法。

传统的水质评价方法有单因子评价指数法、评分法、比值法、统计法等^[1-3]。近年来国内外学者对水质评价方法进行了有益的探讨,如模糊评判法^[4]、层次分析法^[5]、灰色聚类法^[6]、灰色关联法^[7]等,但这些方法多数需要设计各评价指标对各级标准的隶属函数及各指标的权重,因此,评价结果受评价者的

主观因素影响较大,限制了评价方法的通用性,也影响了结果的可靠性。

人工神经网络(artificial neural network)可以模拟人脑的一些基本特性,具有大规模并行处理、分布式储存、自适应性、容错性等优点,已广泛应用于模式识别、智能控制、知识处理和预测等众多领域^[8-9],它的发展为水质评价提供了一种有效的方法。传统的 BP(error back-propagation)网络^[10]是一种采用误差反向传播算法的神经网络,其应用在水质评价中较为流行,并且取得了一定的效果^[11-12]。但标准的 BP 网络存在学习收敛速度较慢、稳定性差、易陷入局部

基金项目 国家‘973’计划资助项目(2008CB418202) 国家自然科学基金(50679019) 国家重点实验室开放基金(2005406811) 江苏省社会发展科技计划项目(BS2006095) 江苏‘908’专项(JS-908-02-06)

作者简介 华祖林(1967—),男,江苏江阴人,教授,博士,主要从事环境水力学和水环境评价工作。E-mail: zulinhua@hhu.edu.cn

极小等缺点^[13],大大限制了 BP 网络的推广应用,许多学者采用了动量法和自适应学习率^[14]等的基于标准梯度下降的改进算法和牛顿法、共轭梯度算法^[15]和 LM 算法^[16]等的基于标准数值优化的改进算法,对神经网络方法改进进行了有益的探讨。

本文从激活函数和算法两方面进行改进,提出采用基于双极性 S 型函数的改进型 LM-BP 神经网络的水质评价方法。其中,双极性 S 型函数为连续可微的反对称函数,函数自身的工作范围可正可负,弥补了单极性 S 型函数输出仅为正值的缺点。LM (levenberg-marquardt) 算法是数值优化的改进算法,同时具有梯度下降法保证收敛特性和高斯-牛顿法的快速收敛特性。结果表明,双极性 S 型函数和 LM 算法两者的结合不仅克服标准 BP 网络的缺点,而且与前人的改进算法相比,收敛速度更快,收敛时间更少。

1 标准 BP 网络简介

1.1 BP 网络的原理

BP 网络由一个输入层、一个输出层和一个或多个隐藏层组成,各层次的神经元之间单向全互联连接,是一种由非线性变换单元组成的前馈型网络。最简单的神经网络为 3 层,如图 1 所示。误差逆传播是 BP 网络的灵魂,它把网络输出出现的误差归结为各连接权的“过错”,通过把输出层单元的误差逐层向输入层逆向传播以“分摊”给各层单元,从而获得各层单元的参考误差以便调整相应的连接权,直到网络的误差达到最小化。

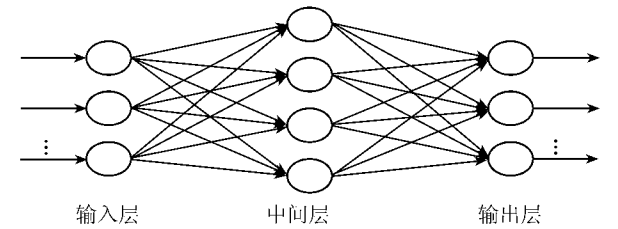


图 1 3 层 BP 神经网络结构

1.2 BP 的学习算法

标准的 BP 算法是基于梯度下降法,通过计算目标函数对网络权值和阈值的梯度进行修正。学习过程由正反两个方向的信息传播组成,正向传播输入样本数据,反向传播反馈误差信息,通过调整权重和阈值使期望值和神经网络输出值的均方误差趋于最小。在正向传输中,输入信息在神经单元中由单极性 S 型作用函数激活,单极性 S 型函数为

$$f(x) = \frac{1}{[1 + \exp(-x)]} \tag{1}$$

BP 网络的输入节点一般没有阈值,也没有激活

函数,对输入节点的输入就直接等于输入节点的输出。隐层和输出层节点的阈值按权值处理。标准梯度下降法权值和阈值的迭代过程可表示为

$$x_{k+1} = x_k - \eta \nabla F(x_k) \tag{2}$$

式中： x_k 为由网络所有权值和阈值所形成的向量； η 为学习速率； $F(x_k)$ 为目标函数； $\nabla F(x_k)$ 为目标函数的梯度； k 为迭代次数。

1.3 BP 网络的缺点以及解决方法

标准 BP 算法具有思路清晰、结构严谨、可操作性强等特点,而且一个 3 层的具有 S 型激活函数神经元的非线性网络可以任意逼近任何连续函数。但是,当利用梯度信息纠正权值和阈值时,调节量 Δx 正比于加权连接发出点的输出值,由于采用的单极性 S 型函数的输出范围为 $[0,1]$,因此使得网络实际输出值中存在许多趋向 0 或 1 的值,导致网络权值和阈值的调节量减小或不调节,最终加长了训练时间。同时,BP 算法实际上是一个使均方误差最小化的近似梯度下降算法,其收敛过程也存在一些缺陷,比如收敛速度慢、存在所谓“局部最小值”问题等^[13]。

针对标准 BP 算法存在的缺点,根据水质评价的实际情况,对标准 BP 算法作了如下改进：①利用双极性 S 型函数改进原算法中的单极性 S 型函数；②采用 LM 算法改进原算法中的梯度下降法。

2 双极性 S 型函数

考虑到 BP 算法要求转换函数有连续可微分的非线性特性,将一般 S 型函数改为如下形式：

$$f(x) = \tanh(x) = (1 - \exp(-x)) / (1 + \exp(-x)) = 2 / (1 + \exp(-x)) - 1 \tag{3}$$

以上函数为双曲正切函数,它的输出范围为 $[-1,1]$,具有双极性(可为正、负值),满足输出为负的要求,比单极性(仅为正值)函数更能减少收敛时间。此外,由于单极性 S 型函数为不对称函数,而双极性 S 型函数为反对称函数(即 $f(-x) = -f(x)$),研究证明反对称函数比不对称函数作激活转换函数更好^[17]。

3 基于 LM 算法的网络

3.1 LM 算法原理

LM 算法是牛顿法的变形,用以最小化那些作为其他非线性函数平方和的函数,这非常适合于性能指数是均方误差的神经网络训练^[18]。BP 神经网络的训练实质上是非线性目标函数的优化问题,与前面基于一阶梯度的 BP 算法不同,基于数值优化的 LM 算法不仅利用了目标函数的一阶导数信息,还利用了目标函数的二阶导数信息。

设 x_k 表示第 k 次迭代的权值和阈值所组成的向量,新的权值和阈值组成的向量 x_{k+1} 根据牛顿算法可得:

$$x_{k+1} = x_k - A_k^{-1} g_k \tag{4}$$

其中

$$A_k = \nabla^2 F(x) \big|_{x=x_k}$$
$$g_k = \nabla F(x) \big|_{x=x_k}$$

如果用 $v^T(x)$ 表示网络训练输出与标准输出之间的误差向量,误差函数 $F(x)$ 可表示为

$$F(x) = \sum_{i=1}^n v_i^2(x) = v^T(x) v(x) \tag{5}$$

因此,误差函数的梯度为

$$\nabla F(x) = 2J^T(x) v(x)$$

其中 $J(x)$ 为雅可比矩阵。

误差函数的赫森矩阵为

$$\nabla^2 F(x) = 2J^T(x) J(x) + 2S(x)$$

$S(x)$ 通常很小,可以忽略。

将误差函数的梯度 $\nabla F(x)$ 和赫森矩阵 $\nabla^2 F(x)$ 代入式(4) 中,可得到高斯-牛顿算法:

$$x_{k+1} = x_k - [J^T(x_k) J(x_k)]^{-1} J^T(x_k) v(x_k) \tag{6}$$

高斯-牛顿算法较标准牛顿法的优点是不需计算二阶导数,但是算法中 $J^T(x_k) J(x_k)$ 可能不可逆,所以高斯-牛顿算法可能不收敛。LM 算法是高斯-牛顿算法的改进,其表达式为

$$x_{k+1} = x_k - [J^T(x_k) J(x_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(x_k) v(x_k) \tag{7}$$

式中: I 为单位矩阵; μ_k 为阻尼因子。

LM 算法通过增加 $\mu_k I$, 使得 $[J^T(x_k) J(x_k) + \mu_k I]$ 必可逆,保证了网络的收敛。

3.2 LM 算法的计算步骤

LM 算法能够根据迭代的结果动态地调整阻尼因子来动态地调整迭代的收敛方向,可使每次的迭代误差函数值都有所下降。算法开始时, μ_k 取小值。如果某一步不能减少 $F(x)$ 的值,则将 μ_k 乘以一个因子 $\theta > 1$ 后再重复这一步。由于 μ_k 增加,它接近于有小的学习速率的梯度下降算法,因此 $F(x)$ 会下降。如果产生了更小的 $F(x)$, 则 μ_k 在下一步被除以 θ , 这样算法就接近于高斯-牛顿算法。当 μ_k 下降到 0 时, 算法就变成了高斯-牛顿算法。可见 LM 算法是梯度下降法和高斯-牛顿法的结合, 同时具有梯度下降法的保证收敛特性和高斯-牛顿法的快速收敛特性。

4 应用实例

4.1 网络创建

BP 网络的输入和输出层的神经元数目,是由输

入和输出向量的维数确定的。输入向量的维数也就是影响水质因素的个数,本文选择长江太仓港段水域 COD、BOD₅、高锰酸盐指数、溶解氧、石油类和氨氮 6 项水质指标进行评价,水质监测的原始资料见表 1。依据 GB3838—2002《地表水环境质量标准》将水质评价标准分为 5 个等级,见表 2。这样 BP 网络模型的输入层和输出层分别取 6 个神经元和 5 个神经元。试验表明,当隐含层单元个数为 14 时,网络模型稳定且可获得较理想的结果,所以水质评价的 BP 网络结构可确定为 6-14-5。

表 1 水质监测指标						mg/L
监测断面	COD	BOD ₅	高锰酸盐指数	DO	石油类	NH ₃ -N
(1)太仓市水厂水源地	11	1.4	1.5	8.5	0.02	0.685
(2)水源地下游 1100 m	8	1.1	1.6	5.31	0.05	0.47
(3)浪港口下游 1000 m	9.83	1.23	2.15	5.39	0.05	0.42
(4)杨林塘下游 1000 m	8.83	1.53	2.12	5.69	0.06	0.43
(5)浪港闸	37	2.2	4.9	2.3	0.08	0.37
(6) 仪桥	25	2.63	6.1	5.2	0.11	0.95

表 2 GB3838—2002《地表水环境质量标准》标准限值							mg/L
水质类别	COD	BOD ₅	高锰酸盐指数	DO	石油类	NH ₃ -N	
I	15	3	2	7.5	0.05	0.15	
II	15	3	4	6	0.05	0.5	
III	20	4	6	5	0.05	1	
IV	30	6	10	3	0.5	1.5	
V	40	10	15	2	1	2	

4.2 数据预处理

为了加快训练网络的收敛性,样本数据首先要进行归一化预处理。对于成本型因子(如 BOD₅、COD 等),其数值越大表示水质越差,本文利用 PREMNMX 函数^[19] 对样本数据进行归一化预处理,使得网络的输入数据可控制在 $[-1,1]$ 范围内。对于效益型因子(如 DO),数值越大表示水质越好,本文取该样本数据的倒数,同样采用 PREMNMX 函数进行归一化预处理。

将表 2 中的标准限值和表 1 中的实际监测值按此方法进行预处理后分别作为训练样本和测试样本输入到网络。

4.3 网络训练

采用创建好的网络模型,设定水质类别 I、II、III、IV、V 的期望输出结果分别为:(1 0 0 0 0)、(0 1 0 0 0)、(0 0 1 0 0)、(0 0 0 1 0)、(0 0 0 0 1)。训练参数设定如下:最大训练次数10000,期望误差值0.0001,初

始学习速率 0.000 1,学习速率增加比率 10,学习速率减少比率 0.1。将表 2 中的地表水水质标准值经上述的归一化处理后作为训练样本输入网络,对网络进行训练,结果见表 3。

表 3 网络训练结果

标准类别	期望输出值	网络学习结果					
I	1 0 0 0 0	0.999 0	0.001 2	0.000 0	0.000 0	0.001 1	
II	0 1 0 0 0	0.000 9	0.998 6	0.001 4	0.000 0	0.000 4	
III	0 0 1 0 0	0.0000	- 0.001 3	0.998 1	0.001 6	0.000 5	
IV	0 0 0 1 0	0.000 0	0.000 0	- 0.001 8	0.997 2	0.002 6	
V	0 0 0 0 1	0.000 9	0.000 0	0.000 0	0.008 9	0.986 8	

4.4 网络预测

网络训练好后,将表 1 中的 5 个监测断面的实际监测值经过归一化预处理后作为测试样本输入到网络,就可以得到各个监测断面的水质类别,具体结果见表 4。

表 4 水质评价结果

监测断面	网络输出结果						水质类别
(1)太仓市水厂水源地	0.978 9	0.000 0	0.005 4	0.000 0	- 0.001 1		I
(2)水源地下游 1 100 m	- 0.000 5	0.999 9	0.000 5	0.000 0	0.000 2		II
(3)浪港口下游 1 000 m	0.000 9	0.999 9	- 0.000 3	0.000 0	0.000 2		II
(4)杨林塘下游 1 000 m	0.003 2	0.999 9	- 0.000 2	0.000 0	0.000 4		II
(5)浪港闸	0.000 0	- 0.001 2	0.032 1	0.962 0	- 0.000 3		IV
(6)仪桥	0.000 0	0.000 0	0.990 0	0.006 8	- 0.000 7		III

4.5 改进型 LM-BP 网络模型与模糊评判方法比较

为了进一步验证基于双极性 S 型函数的改进型 LM-BP 神经网络在水质评价中的有效性,将该网络的评价结果与模糊评判法的结果进行对比,详见表 5。其中应用模糊评判方法时,在断面(2)~(5)时,由于其他等级隶属度的总和超过了最大隶属度,参考文献[20]采用了加权平均方法。

由表 5 可见模糊评判方法与改进型 LM-BP 网络模型的结果基本一致,但对断面(5)两种方法稍有

表 5 两种方法结果比较

监测断面	模糊评判方法							改进型 LM-BP 网络模型 判定结果	
	隶属度					判定 结果	加权后 隶属度		判定 级别
	I	II	III	IV	V				
(1)水厂水源地	0.7100	0.1833	0.1077	0.0000	0.0000	I		I	
(2)水源地下游 1100 m	0.3470	0.3731	0.2808	0.0000	0.0000	需加权	1.877	II	
(3)浪港口下游 1000 m	0.4775	0.2883	0.2342	0.0000	0.0000	需加权	1.527	II	
(4)杨林塘下游 1000 m	0.4140	0.3976	0.1868	0.0016	0.0000	需加权	1.627	II	
(5)浪港闸	0.1251	0.1323	0.1170	0.1902	0.4354	需加权	4.544	V	
(6)仪桥	0.1100	0.0617	0.6996	0.1277	0.0000	III		III	

偏差。根据其实测值与标准值比较,水质 6 项单因子中有 2 项达 I 类,1 项达 II 类,1 项达 III 类,2 项达 V 类,因而综合考虑定为 IV 类水较为合理。因此 LM-BP 网络模型(双极性 S 型)的评价结果更为客观、合理。模糊评判方法误判的原因在于在计算过程中过分强调了极值的作用以及权重的构造带有人为性。

4.6 与其他 BP 网络的比较

分别用标准 BP 算法、附加动量 BP 算法、学习率调整 BP 算法,LM-BP(单极性 S 型)算法、LM-BP(双极性 S 型)算法训练网络,从程序的运行结果中可得出五种算法各自的迭代次数,见表 6。

表 6 五种算法得出的迭代次数

算 法	迭代次数	算 法	迭代次数
标准 BP 算法	3 628	LM-BP(单极性 S 型)算法	21
附加动量 BP 算法	2 165	LM-BP(双极性 S 型)算法	8
学习率调整 BP 算法	1 587		

由表 6 中的试验结果可以看出,在所有的优化算法中,LM-BP 算法(双极性 S 型)速度最快。

5 结 论

a. 利用双极性 S 型函数输出可为正负的特性以及 Levenberg-Marquardt (LM) 算法具有梯度下降法的全局特性和高斯-牛顿的局部特性,对传统的 BP 网络进行改进,提出了基于双极性 S 型函数的 LM-BP 神经网络模型的水质评价方法。

b. 双极性 S 型函数的输出范围为[- 1,1],满足负输出要求,同时它是一种反对称函数。采用双极性 S 型函数可以提高收敛速度,减少收敛时间,比单极性 S 型函数作为网络的激活函数的效果更好。

c. LM 算法是高斯-牛顿法的改进形式,既有高斯-牛顿法的局部收敛特性,又具有梯度法的全局特性,提供了牛顿法的速度和保证收敛的梯度下降法之间的折中,收敛的迭代次数少,能快速完成网络训练,但缺点是需要更多的内存。

d. 本文提出改进的 BP 网络水质评价方法,与

[8] WESTLAKE D F. Water plants and the aqueous environment [J]. Biol Human Affairs,1971,36 :10.

[9] 王斌,李伟.不同 N、P 浓度条件下竹叶眼子菜的生理反应[J].生态学报,2002,22(10) :16-20.

[10] SCHMIEDER K. Littoral zone-GIS of lake constance :a useful tool in lake monitoring and autecological studies with submersed macrophytes [J]. Aquatic Botany,1997,58 :333-346.

[11] NI L Y. Effects of water column nutrient enrichment on the growth of *Potamogeton maackianus* A. Been [J]. Journal of Aquatic Plant Management,2001,39 :83-87.

[12] 蒋海燕,刘敏,顾琦,等.上海城市降水径流营养盐氮负荷及空间分布 [J]. 城市环境与城市生态,2002,15 (1) :15-17.

[13] 顾琦,刘敏,蒋海燕.上海市区降水径流磷的负荷空间分布 [J]. 上海环境科学 2002,21 (4) :213-215.

[14] SPENCE D H N. The zonation of plants in freshwater lakes [C]//MACFADYEN A,FORD E D. Advances in ecological research. London :Academic Press,1982 :37-126.

[15] JUPP B P,SPENCE D H N. Limitations on macrophytes in eutrophic lake,Loch Leven [J]. J Ecology,1977,65 :175-186.

[16] 李亚东,崔艳秋.武汉东湖苦草种子的块茎发芽实验 [J]. 水生生物学报,2000,24 (3) :298-300.

[17] PHILLIPS G L,EMINSON D,MOSS B. A mechanism to account for macrophyte decline in proressively eutrophicated freshwaters [J]. Aquat Bot,1978,4(1) :103-126.

[18] SMOLDERS A,ROELOFS J G M. Sulphate mediated iron limitation and eutrophication in aquatic ecosystems [J]. Aquat Bot,1993,46 :247-253.

[19] WIJK V,De GROOT C C J,GRILLAS P. The effect of anaerobic sediment on the growth of *Potamogeton pectinatus* L The role of organic matter,sulphide and ferrous iron [J]. Aquat Bot,1992,44 :31-49.

[20] ALLEN E D,GORHAM R R. Changes in the submerged macrophyte communities of lake Wabamun as a result of thermal discharge [M]. Alberta :Edmonton Press,1973 :312-314.

[21] WETZEL R G. Limnology [M]. 3th ed. London :Academy Press,2001 :201-208.

[22] VESTERGAARD O,SAND-JENSEN K. Alkalinity and trophic state regulate aquatic plant distribution in Danish lakes [J]. Aquatic Botany,2000,67 :85-107.

[23] 李天杰.上海市区城市化对降水的影响初探 [J]. 水文,1995 (3) :34-41.

[24] 秦伯强,高光,胡维平,等.浅水湖泊生态系统恢复的理论与实践思考 [J]. 湖泊科学,2005,17 (1) :9-16.

[25] SCHEFFER M. Ecology of Shallow Lake [M]. Lelystad :The Netherlands Press,1999 :106-109.

(收稿日期 2007-03-26 编辑 傅伟群)

(上接第 25 页)模糊评判法及其他算法的 BP 网络比较。结果表明,改进的 LM-BP(双极性 S 型)网络应用于水质评价,可避免 BP 网络的自身缺陷,迭代次数少,评价速度快,评价结果也更为客观。

参考文献：

[1] 曹万金.水资源计算、评价、管理 [M]. 南京 :河海大学出版社,1989 :158-174.

[2] 彭文启,张祥伟.现代水环境质量评价理论与方法 [M]. 北京 :化学工业出版社,2005 :32-33,197-209.

[3] 陆书玉,栾胜基,朱坦.环境影响评价 [M]. 北京 :高等教育出版社,2001 :42-52.

[4] CHANG N B, CHEN H W, NING S K. Identification of river water quality using the fuzzy synthetic evaluation approach [J]. Journal of Environmental Management, 2001,63 :293-305.

[5] 方燕,党志良.基于层次分析法的渭河流域水环境质量综合评价 [J]. 水资源与水工程学报,2005,16(1) :45-48.

[6] 赵光影,华德尊.灰色聚类法在地表水环境质量评价中的应用 [J]. 北方环境,2005,30(2) :84-86.

[7] 张海涛,雷晓东,张芳,等.灰色关联度法在盘锦市曙光地区地下水水质评价中的应用 [J]. 世界地质,2005,24 (1) :68-71.

[8] 张立明.人工神经网络的模型及其应用 [M]. 上海 :复旦大学出版社,1993 :34-40.

[9] 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 :1-10.

[10] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. Nature,1986, 323(12) :533-536.

[11] 张昆实,万家云,刘松,等. BP 神经网络在湖泊水质评价中的应用研究 [J]. 长江大学学报,2004,1(2/3) :28-30.

[12] 虞登梅,江晓益.地下水水质评价的人工神经网络方法 [J]. 西安科技学院学报,2003,23(1) :27-29.

[13] 吴凌云. BP 神经网络学习算法的改进及其应用 [J]. 信息技术,2003,27(7) :42-44.

[14] 蒋福兴,田立慧,白国峰.改进的 BP 神经网络在浑河水水质评价中的应用 [J]. 辽宁工程技术大学学报,2004,23 (5) :616-617.

[15] 黄志洪,武鹏林.基于 BP 神经网络模型的水质评价方法探讨 [J]. 太原理工大学学报,2005,36(2) :174-176.

[16] 阮仕平,党志良,胡晓寒,等.人工神经网络在综合水质评价中的应用 [J]. 水资源研究,2004,25(2) :21-23.

[17] 王雪光,郭艳兵,齐占庆.激活函数对 BP 网络性能的影响及其仿真研究 [J]. 自动化技术与应用,2002,21 (4) :15-17.

[18] MARTIN T H, HOWARD B D. 神经网络设计 [M]. 戴葵,译.北京 :机械工业出版社,2002 :239-242.

[19] 闻新,周露,李翔,等. MATLAB 神经网络仿真与应用 [M]. 北京 :科学出版社,2003 :281-282.

[20] 贾陈忠,秦巧燕,张竹清,等.模糊数学在地表水环境质量评价中的应用 [J]. 北方环境,2004,29(6) :73-77.

(收稿日期 2007-07-14 编辑 傅伟群)