

文章编号:1000 - 0615(2002)01 - 0090 - 07

BP 神经网络模型在水环境质量 综合评价应用中的一些问题

楼文高

(上海水产大学水环境科学研究中心,上海 200090)

摘要:BP 神经网络是采用误差反向传播算法对网络权值进行训练的多层前向神经网络,以其优良的非线性逼近能力,获得广泛应用。建立的神经网络模型具有优异性能的必要条件是神经网络结构及其参数的合理选取、具有足够多和代表性、典型性好的训练样本、训练时求得全局最小点和不出现“过学习”或“过拟合”等。本文根据近几年 BP 神经网络建模理论研究的最新成果,研究发现目前在建立水环境质量综合评价 BP 神经网络模型时存在的几个主要问题:训练样本太少,没有检验样本和测试样本,神经网络结构太大等,从而极有可能造成在训练神经网络模型时出现“过拟合”或“过学习”现象,使建立的模型泛化能力较差或根本没有。在研究近年提出的应用 BP 神经网络方法建模的必备条件的基础上,对目前应用人工神经网络进行水环境质量综合评价的研究成果的分析表明,绝大多数水环境质量 BP 神经网络评价模型是在不满足建模条件的情况下建立的。计算实例表明,在不满足建模条件下建立的神经网络模型泛化能力和预测能力较差,极可能出现多模式现象,没有实用价值。

关键词:BP 神经网络;水环境质量;综合评价;建模条件;泛化能力

中图分类号:X820.2 **文献标识码:**A

Some aspects on application of BP neural network to comprehensive assessment of water environmental quality

LOU Wen-gao

(Research Center of Water Environmental Science, Shanghai Fisheries University, Shanghai 200090, China)

Abstract:BP neural network is a feed-forward neural network that is learned according to error backpropagation algorithm. BP neural network with excellent nonlinear approximation ability is widely applied to various fields. The excellent nonlinear approximation ability of BP neural network is ensured by determining the topology and structural parameters properly, learning efficient training data set with good typical characters, searching the global minimum solutions and escaping overlearning during learning. According to the recently research results of BP neural networks modelling, some aspects on comprehensive assessment of water environmental quality using BP neural networks were presented and studied in this paper. The main problems are too few of training set data, no verification (validation) set data, too large in network topology, which thus resulted in overfitting and

收稿日期:2000-10-16

基金项目:上海市教委高等学校科学技术发展基金资助项目(01H03);上海水产大学校长专项基金资助项目(SFU200105)

作者简介:楼文高(1964-),男,浙江杭州人,副教授,硕士。1999-2000 获国家留学基金委资助在加拿大哥伦比亚大学进修。主要从事人工神经网络理论及其应用、环境科学、CAD、最优化技术和多指标综合评价等方面的研究,现在上海出版印刷高等专科学校工作。Tel:021-55530010, Fax:021-65674432, E-mail:wglou@shfu.edu.cn

overlearning in training and poor generalization of the neural networks model set up. The necessary modelling conditions for BP neural networks were concluded. The many BP models, presented before, for water environmental quality were set up under the conditions inconsistent with the necessary modelling conditions. The case study shown that the model set up under conditions disagreement with the necessary modelling conditions possessed poor generalization, prediction capability, and possibly induced multimodal in connection weights.

Key words: BP neural network; water environmental quality; comprehensive assessment; modelling condition; generalization

1 引言

人工神经网络以其具有自学习、自组织、较好的容错性和优良的非线性逼近能力,受到众多领域学者的关注。在实际应用中,80%~90%的人工神经网络模型是采用误差反传算法(Error backpropagation algorithm)或其变化形式的网络模型(简称BP模型)^[1-5]。BP神经网络模型设计的最大特点是网络权值通过使网络模型输出值与已知的样本输出值之间的误差平方和达到期望值而不断调整网络权值训练出来的,并且,确定BP神经网络评价模型涉及隐层及其节点数、转移函数、学习参数和网络模型的最后选定等问题。BP模型目前主要应用于函数逼近、模式识别、分类和数据压缩或数据挖掘^[1-5]。

由于水环境质量综合评价涉及到的多项评价指标间通常存在不相容性和模糊性,且一般认为各项指标与环境质量等级之间存在的是非线性关系^[6-8],因此,水环境质量的综合评价非常困难,目前还没有公认的统一的评价方法。

自1994年以来,BP神经网络模型逐渐被引入到水环境质量综合评价中^[7-22]。多数文献利用BP模型的计算结果与用其它方法(如灰色聚类方法,模糊数学法等)的计算结果完全一致或基本一致^[8,12-17,21],因此认为BP模型在水环境质量综合评价中可取得较好的结果。但研究这些文献后发现,这些综合评价模型大多是在不满足BP神经网络建模条件的情况下得到的。主要表现在以下几个方面:训练样本太少或代表性差;没有用检验样本监控训练(学习)过程使其不发生“过学习”现象;BP神经网络结构太大而出现“过拟合”和多模式现象,等等。这样在建立BP神经网络模型时极有可能出现“过拟合”或“过学习”和多模式现象,无法确定建立的BP神经网络模型是否具有较好的泛化能力或预测能力。如果建立模型(训练)时出现“过拟合”或“过学习”现象,这样建立的神经网络模型泛化能力就差或根本没有,也就没有任何实用价值,不能用于评价实际水环境的质量。

神经网络方法在水环境科学研究中的应用将越来越广,本研究的目的是为了引起广大BP神经网络使用者的注意和重视,不能盲目地、不论条件地使用BP神经网络方法。本文通过实例分析了由于不满足BP神经网络建模条件而引起的多模式现象及其对评价结果的影响等;提出了防止“过拟合”的根本途径是取尽可能紧凑的神经网络结构和在训练中采用检验样本监控学习过程。

科学上唯一的真理是客观真理,接近真理的唯一途径是执行百家争鸣的方针。对于新技术应用中可能出现和已出现的问题,很有必要展开讨论,加深认识,提高应用水平和正确性,使这项先进的建模、模式识别和预测技术能更好地应用于水环境科学研究中。

2 BP神经网络研究和应用中的几个主要问题

早在1994年,张承福^[23]就指出了神经网络研究和应用中存在的一些问题,此后又陆续有学者提出了一些神经网络应用和研究中应注意的问题^[2,24-29]。概括起来主要有:采用很大的神经网络结构(即大量可调参数),过分追求学习的容易和学习精度的提高,学习过程中就容易出现“过拟合”现象,造成偏离内在规律可能更远,效果更差;神经网络方法只是提供了一种有用的工具,切不可将其作为万

能钥匙,神经网络也有其适用范围,只有在一定的条件才会取得好的效果;有些工作者竭力将神经网络纳入线性理论轨道;训练神经网络的首要任务是要确保训练出的网络模型具有好的推广性(泛化能力),即逼近事物的内在规律,而不是仅看神经网络对训练样本的拟合能力;目前给出的隐层节点数的取值范围计算公式都是在训练样本数任意多的前提下得到的,没有考虑问题的复杂性和有限样本,并不一定适合于有限样本的情况,等等。上述问题在神经网络理论界引起了极大的关注,是近几年理论研究的热点和难点^[2,24-29],但没有引起神经网络应用者的足够重视,以致于近几年在利用神经网络解决实际问题时常犯一些错误。这些错误在应用BP神经网络进行水环境质量综合评价的文献中也都有所反映。

3 BP神经网络建模条件

自从Rumelhart等人提出误差反传算法原理以来,BP神经网络获得了极大的发展和应用^[1-5,23-29]。目前,理论上对BP神经网络方法的研究也较深入,并发现BP神经网络方法的几个致命弱点^[1-5,23,25-29]:训练(学习)过程易进入局部极小点;收敛速度慢;训练(学习)时极易出现“过学习”现象;神经网络模型的泛化能力主要取决于训练样本的特性、多少和隐层及其节点数的多少和转换函数特性;只要能不受限制地增加隐层及其节点数量,神经网络的输出总可以以任意精度逼近期望值,即使训练样本的(系统)误差无限接近于0,但泛化能力变差;神经网络结构太大是造成“过拟合”的直接原因,训练样本数没有比神经网络连接权值数多时,极有可能出现对于同一组训练样本和同一个神经网络结构而得到不同的学习连接权值组的多模式现象(实际上是指系统误差有多个或无穷多个全局最小的现象),并导致网络泛化能力的下降;合理隐层及其节点数的多少与问题的复杂程度有关,迄今为止,还没有理论计算公式,必须采用节点删除法或扩张法才能确定。因此,如果盲目地、不论条件地(针对上述几个问题,不采取相应的措施)应用BP神经网络极有可能得到错误的结论。为此,近几年,神经网络理论研究者针对上述致命弱点和张承福等分析的几个问题,提出了BP神经网络建模的几个基本条件:对于三层BP神经网络,隐层节点数的上限为 $N-1$ (N 为训练样本数),否则,网络必有冗余节点,且系统误差与训练样本特性无关而趋于0,也即网络根本没有泛化能力^[26];过大的神经网络结构是造成“过拟合”和出现多模式现象的直接原因。因此,要求在满足精度的前提下,取尽可能紧凑的神经网络结构,即取尽可能小的隐层及其节点数^[1-5,24-26,29];为避免出现“过学习”现象,到目前为止,能且只能用从总样本中随机抽取的检验样本来监控训练过程,使训练过程在出现“过学习”(检验样本误差出现增大趋势)前结束^[2]。从建模条件有推论:训练样本数必须多于输入层节点数。BP神经网络模型具有好的自学习性、自组织性、自适应性、鲁棒性和泛化能力并不是神经网络本身所固有的^[1-5,25-29],而是在满足BP神经网络建模条件的情况下所特有的(这一点尤为重要)。如果不满足建模条件,训练得到的模型不(一定)具有上述好的特性,极有可能是(少量)学习样本的错误反映^[24-26]。

为避免出现多模式现象,要求训练样本数至少要多于网络连接权值数,一般要求3~5倍以上(参照回归统计方法)。解决局部极小问题,主要可采用两种方法^[2,25-26]:其一是采用全局最优化技术(目前的遗传算法和模拟退火算法并不一定能保证达到全局最小);其二是通过不断改变网络连接权值的初始值(一般是几十次或更多)比较系统误差值的大小而得到全局最小值,并且后者是目前常用的方法,但要求必须能随机改变网络连接权值的初始值。对于收敛速度慢的问题,目前已有多种方法加于改进^[1-5,26-29]。

4 水环境质量BP神经网络综合评价模型符合建模条件情况的分析

表1(仅列出1997年以来的)所示是已收集到的水环境质量BP神经网络综合评价模型符合建模条件的情况。

所有文献均没有采用检验样本监控训练过程使其不出现“过学习”现象;除文献[12,20]外全部采用

表 1 基于 BP 神经网络的水环境质量评价模型的建模情况(1997 年以来的)

Tab.1 Modelling situations of water quality assessment based on ANN (since 1997)

文献序号 order of ref.	分级标准为训练样本 grade sample as training data	训练样本数 No. of training data	网络结构 ANN topology	检验样本 testing data
7	是	3	7 - 7 - 3	无
8	是	5	5 - 6 - 5	无
9	是	3	6 - 8 - 4 - 1	无
10	是	5	30 - 16 - 5	无
11	是	4	7 - 7 - 3	无
12	否	30	6 - 5 - 5	无
13	是	3	5 - 10 - 3	无
14	是	4	8 - 13 - 4	无
15	是	3	7 - 10 - 3	无
16	是	5	4 - 6 - 5	无
17	是	5	8 - 3 - 1	无
18	是	5	9 - 5 - 1	无
19	是	5	11 - 3 - 1	无
20	否	20	7 - 14 - 7 - 10 - 3	无
21	是	5	8 - 3 - 1	无
22	是	5	14 - 5 - 5	无

标准分级数据作为训练样本(只有 3~5 个),除文献[12,17,19-22]外,训练样本数均少于神经网络结构的隐层节点数或输入层节点数要求的训练样本数的下限,更不要说多于网络连接权值数了,显然结构上存在“过拟合”和多模式现象的内在倾向;虽然文献[12,20]有较多的训练样本,但也没有多于网络连接权值数,并且文献[20]的训练样本中,水环境严重污染和中等污染的分别只有一个学习样本,而尚清洁的训练样本却有 18 个,训练样本的代表性很差。此外,文献[20]的训练样本的期望值是用模糊混合聚类法得到的结果;文献[12]没有说明训练样本的期望值是用何种方法得到的(如果用这些方法得到的评价结果是正确的,哪又何须用人工神经网络方法来再作评价)。从上分析知,现有的基于 BP 神经网络的水环境质量综合评价模型都是在不能满足建模条件的情况下训练得到的,结构上存在“过拟合”和出现多模式现象的内在倾向,训练过程中又没有采取相应的措施避免发生“过学习”现象,因此,模型的泛化能力得不到保证。

4 实例分析

限于篇幅,本文仅以多个输出单元情况为例加以分析比较。

文献[13],只有 3 个训练样本,却采用 5 - 10 - 3 的神经网络结构,没有检验样本,显然不满足建模条件,有“过拟合”和出现多模式现象的内在倾向。作者应用 Statsoft 公司出品的 STATISTICA Neural Networks 软件,对该例进行训练研究。在训练样本的输出值(系统误差)几乎完全相同的情况下(结束训练的条件是均方根误差小于 0.01,即均方误差小于 0.0001),实际样本(表 2 中序号 4 - 7)和取相邻等级训练样本的各指标的均值组成的中值样本(序号 8 - 9)的输出值变化很大。限于篇幅,本文仅给出两组网络连接权值(根据读者要求,作者可提供详细数据)的模型输出值表 2 所示。

从表 2 可看出,对于样本 4,若按最大隶属度方法判定,具有组 1 和组 2 神经网络权值的网络模型的评价结果分别为 3 级和 2 级,且数值差别很大。对于样本 9,若用最大隶属度判定虽同为 3 级,但数值相差很大。事实上,样本 8 和 9 是中值样本,原希望能得到可用于分类的临界值,但实际上是不可能的。如果将样本 8 和 9 作为区分 1~2 级和 2~3 级水质的临界值的话(当然这有把问题纳入线性轨道的嫌疑,而事实上,几乎所有的文献都是这么处理的),若用组 2 的神经网络模型,对于 1 级水质,第二输出节点的值应小于 0.865;对于 2 级水质,第二个输出节点的值范围应大于 0.865;对于 3 级水质,第三个输出节点的值范围应大于 0.653。这样,样本 4 的水质就属于 1 级。同理,若用组 1 的神经网络模型,则

样本 4 的水质属于 2 级。

表 2 对应于不同网络连接权值(组 1,组 2)的模型实际输出值

Tab. 2 Actual output of ANN model with two groups of connection weights

序号 order	酚 phenol	氰 CN	汞 Hg	铬 Cr ⁺⁶	砷 As	学习样本期望输出 target output			模型实际输出值组 1 actual output with group 1			模型实际输出值组 2 actual output with group 2		
1	0.001	0.020	0.0003	0.002	0.020	1	0	0	0.997	0.009	0.000	0.995	0.011	0.000
2	0.002	0.050	0.0010	0.050	0.040	0	1	0	0.008	0.986	0.007	0.009	0.984	0.008
3	0.010	0.200	0.0050	0.200	0.200	0	0	1	0.003	0.014	0.990	0.000	0.011	0.994
4	0.004	0.016	0.0170	0.005	0.041				0.002	0.319	0.899	0.000	0.633	0.243
5	0.008	0.185	0.0040	0.164	0.140				0.003	0.057	0.975	0.000	0.038	0.974
6	0.001	0.018	0.0000	0.019	0.015				0.988	0.033	0.000	0.987	0.057	0.001
7	0.002	0.000	0.0000	0.026	0.000				0.993	0.017	0.000	0.984	0.074	0.000
8	0.0015	0.035	0.0006	0.026	0.030	0.5	0.5	0	0.056	0.967	0.001	0.246	0.865	0.003
9	0.006	0.125	0.0030	0.125	0.120	0	0.5	0.5	0.003	0.285	0.903	0.000	0.337	0.653

对于本例,训练还发现,如果神经网络采用 5 - 2 - 3 的结构,其均方根误差仍可达到小于 0.01;即使采用无隐层的 5 - 3 结构,均方根误差还能达到小于 0.02,而此时的网络连接权值仍出现多模式现象(如果读者需要,作者可提供详细数据)。

5 分析与讨论

在建立水环境质量评价神经网络模型时由于不满足建模条件而使这些模型的实用价值受到质疑。由于 BP 神经网络理论本身还在发展和完善过程中,在有些理论问题还有待进一步深入的情况下犯一些错误是在所难免的,关键是要总结并从中吸取教训,对一些已有明确结论的问题不能再犯同样的错误。笔者以为应从以下几个主客观方面寻找原因并进行认真总结和反思。

在还没有明确提出建模条件之前(1996 年以前^[26]),犯隐层节点数大于 $N - 1$ 的错误是可以理解的,而之后再犯这样的错误,说明应用者没有紧跟 BP 神经网络理论研究的步伐,没有及时吸收理论研究的最新成果。这类错误以后绝不能再犯。

对于建模条件,由于用高级程序设计语言(Basic,VB,VC 或 Pascal 等)编制的程序在每次重新运行时产生的伪随机数是相同的,使得较难改变网络连接权值的初始值,当然也就很难求得全局极小点。在不满足精度要求时,唯一的办法就是增加隐层及其节点数直到系统误差足够小。

对于建模条件,虽然由很多文献早就提出了随着学习次数的增加,训练样本的误差会随之减少,而非训练样本的误差小到一定程度后反而会出现增大的现象,但较少有文献明确指出必须用从总样本中随机抽取的检验样本监控学习过程,使得多数 BP 神经网络应用者往往忽略会出现“过学习”这一点。迄今为止,如何防止“过学习”,仅从学习样本方面考虑,理论上还没有解决的办法,只能借助于检验样本监控学习过程,使学习过程在出现“过学习”前结束。

传统的回归统计理论明确指出:在多变量情况下,数据组数(相当于神经网络方法的训练样本数)必须多于回归方程的回归系数(即可调参数,相当于神经网络方法的网络连接权值数),否则属于不确定问题,不能用求偏导数方程组为零的方法来求解,由于正规方程组的系数矩阵的行列式的值为零,即方程组有无穷多组解,不可能求得唯一解。由于 BP 神经网络方法是回归方法的一般化,也必须满足最基本的建模条件—训练样本数必须大于神经网络连接权值数。忽略这一点的主要原因是 20 世纪 80 年代末和 90 年代初过分夸大了神经网络方法的自学习、自组织、自适应性和鲁棒性等特性,造成一种错觉,好象只要应用了神经网络方法,就一定能够获得反映事物内在规律的模型了。以致于有些学者以为自己掌握了万能钥匙,提出了只要用 3~5 个分级标准数据样本,就能建立反映评价参数和水质等级之间复杂关系的神经网络模型,这其实是一种非常错误的想法。与任何技术一样(包括投影寻踪方法),神经网

络方法也有其适用条件,只有满足了这些条件,建立的模型才会有实用价值。

另一个重要原因是神经网络的建模过程最后归结为求误差函数极小的非线性最优化问题,而这个问题理论上目前还没有根本解决。现举一简单例题说明:众所周知,过二维平面上一点(相当于一个训练样本,一个输入节点和一个输出节点的问题)可以作无数条直线,这些回归直线显然无法用传统的回归方法来求解,但若用求误差函数极小的最优化方法来求解,就能求得解。并且,若初值相同(计算机产生的伪随机数每次是相同的),则每次求得的解也相同(好象求得了唯一解!读者不妨一试),其实这个解显然是无穷多个解中的一个,这个解并没有任何实际意义。显然过两点,就可确定唯一的直线(相当于2个训练样本),用求误差函数极小和偏导数为零的方法都能求得这个解。又由空间解析几何知:确定N维空间(相当于N-1个输入变量,一个输出变量)中的一个平面至少要有N个不同的点(相当于N个训练样本)。

可以这么说,在不了解BP神经网络建模条件的情况下,在过份夸大的BP神经网络“神奇能力”的驱使下,在计算机和最优化技术的“欺骗”和“纵容”下,才使得那么多学者(不仅是环境评价领域的)都犯下了原理性的错误。因为,通过求误差函数极小的方法,他们都确信自己求得了“唯一正确”的解,于是乎,他们也在论文中纷纷给出了这个“唯一正确”的解—网络连接权值(实际上,在全局最小解邻域的解均是可行解,给出具体数值没有实际意义,初值不同,最后的解也肯定不同)。

6 结束语

近年来BP神经网络理论获得了极大的发展,提出了确保建立的BP神经网络模型具有好的自组织性、自适应性、自学习性和鲁棒性、泛化能力的建模条件,但没有引起BP神经网络应用者的足够重视,犯了一些原则性错误。本文在总结BP神经网络建模条件的基础上,分析了现有的基于BP神经网络方法的水环境质量评价模型符合建模条件的情况,指出:现有的评价模型都是在不满足建模条件下训练得到的,存在“过拟合”和出现多模式的内在倾向;如果没有用检验样本监控训练过程,使其在出现“过学习”之前结束训练,建立的神经网络模型的泛化能力得不到保证。最后着重分析了产生这些问题的主客观原因,其中由于神经网络训练过程本质上是求误差函数极小的非线性最优化问题和计算机产生相同的伪随机数等的很多假象,是造成不少学者犯错的主要客观原因。

本文虽然是笔者在大量阅读和研究BP神经网络建模理论的基础上完成的,但肯定还存在不足甚至错误之处,欢迎批评指正。本文仅作抛砖引玉之用,期望引导大家展开讨论,加深认识,以提高应用BP神经网络方法的水平和正确性。

参考文献:

- [1] Cong S. Artificial neural network & Fuzzy Control with their applications to motion control [M]. Hefei: China University of Science and Technology Press, 2001. 1 - 31, 172 - 183. [从 爽. 神经网络、模糊系统及其在运动控制中的应用[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社, 2001, 1 - 31, 172 - 183.]
- [2] Statsoft. Statistica Neural Networks [M]. (Manual) Tulsa: Statsoft, Inc., 1999.
- [3] Anderson J A. An Introduction to Neural Networks [M]. MIT Press, London, 1995.
- [4] Bishop C M. Neural Networks for Pattern Recognition [M]. Clarendon Press, Oxford, 1995.
- [5] Yuan Z R, Artificial neural network and its applications [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999. [袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 1999.]
- [6] Zhu J Y, Dou Y J, Fang H S. Applying study of dynamic matter - element models of synthetic water quality forecast [J]. Urban Environment & Urban Ecology, 1999, 12(1): 51 - 53. [朱继业, 窦贻俭, 方红松. 动态系统物元模型在综合水质预报中的研究和应用[J]. 城市环境与城市生态, 1999, 12(1): 51 - 53.]
- [7] Xue J J, Yao G J. Applications of artificial neural networks to water quality assessment [J]. Hydrology, 1997, (3): 37 - 39. [薛建军, 姚桂基. 神经网络在水质评价中的应用[J]. 水文, 1997, (3): 37 - 39.]
- [8] Li J. Applications of artificial neural networks on water quality assessment of plateau lakes [J]. Yunnan Environ Sci, 1998, 17(2): 24 - 26. [李靖. 神经网络在高原湖泊水质评价中的应用[J]. 云南环境科学, 1998, 17(2): 24 - 26.]

- [9] Ni S H, Bai Y H. Applications of BP neural network model in Groundwater quality evaluation[J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 2000, (8) :124 - 127. [倪深海, 白玉慧. BP神经网络模型在地下水水质评价中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2000, (8) :124 - 127.]
- [10] Zhang W Y. Environmental quality assessment model on surface water for man - made nerve net[J]. Environmental Protection Science, 2000, 26(4) :40 - 42. [张文艺. 基于人工神经网络的地面水环境质量评价模型[J]. 环境保护科学, 2000, 26(4) :40 - 42.]
- [11] Xue J J, Yao G J. Application of artificial neural network in water quality assessment of Huangshui[J]. Qinghai Environment, 1997, 7(1) :25 - 28, 43. [薛建军, 姚桂基. 人工神经网络在湟水水质综合评价中的应用[J]. 青海环境, 1997, 7(1) :25 - 28, 43.]
- [12] Shu L C, Wen G H, Chen C X. The evaluation for Chao Lake water environmental quality with artificial neural networks[J]. Advances in Earth Science Engineering, 1997, 14(1 - 2) :131 - 134. [束龙仓, 温光辉, 陈昌新. 用人工神经网络评价巢湖水环境质量[J]. 地学工程进展, 1997, 14(1 - 2) :131 - 134.]
- [13] Lu X W. Comprehensive assessment of water quality pollution based on artificial neural network[J]. Engineering Prospecting, 1997, (6) :25 - 26, 43. [卢新卫. 基于人工神经网络的水质污染综合评价方法[J]. 工程勘察, 1997, (6) :25 - 26, 43.]
- [14] Lu W X, Hu M X. Neural network study for environment quality assessment of groundwater[J]. Coal Geology and Exploration, 1998, 26(5) :51 - 53. [卢新卫, 胡明星. 地下水环境质量评价的神经网络研究[J]. 煤田地质与勘察, 1998, 26(5) :51 - 53.]
- [15] Ji G X, Li B H. Artificial neural network model for water environment quality assessment and its applications[J]. J of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, 1999, 20(1) :60 - 62. [纪桂霞, 李培红. 水环境质量评价的人工神经网络模型及其应用[J]. 华北水利水电学院学报, 1999, 20(1) :60 - 62.]
- [16] Li Z Z. BP artificial neural network model of water quality assessment[J]. Central South Water Power, 1998, (2) :67 - 69. [李正最. 水质综合评价的 B - P 人工神经网络模型[J]. 中南水力发电, 1998, (2) :67 - 69.]
- [17] Guo J S, Long T R, Huo G Y, et al. A comparison of four methods of water quality assessment[J]. J Chongqing Jianzhu Univ, 2000, 22(4) :6 - 12. [郭劲松, 龙腾锐, 霍国友, 等. 四种水质综合评价方法的比较[J]. 重庆建筑大学学报, 2000, 22(4) :6 - 12.]
- [18] Feng Y L, Yang Q X. The application of nerve net in evaluation the water quality of Yuqiao Reservoir[J]. Hohai Reservoir, 1999, (5) :39 - 40. [冯耀龙, 杨庆学. 应用神经网络评价于桥水库水质[J]. 河海水利, 1999, (5) :39 - 40.]
- [19] Liu G D, Huang Y C, Ding J. The models of artificial neural networks for comprehensive assessment of water quality[J]. China Environmental Science, 1998, 18(6) :514 - 517. [刘国东, 黄川友, 丁 晶. 水质综合评价的人工神经网络模型[J]. 中国环境科学, 1998, 18(6) :514 - 517.]
- [20] Wang L G, Jia M T. An artificial neuron network approach for water quality evaluation and prediction[J]. Environment Engineering, 1998, 16(2) :62 - 65, 68. [王李管, 贾明涛. 水质评价及预测的神经网络方法[J]. 环境工程, 1998, 16(2) :62 - 65, 68.]
- [21] Guo J S, Wang H, Long T R. Subordinate degree BP network decision model for water quality assessment[J]. China Water & Wastewater, 2000, 16(3) :9 - 11. [郭劲松, 王 红, 龙腾锐. 水环境质量的隶属度 BP 网络决策模型[J]. 中国给水排水, 2000, 16(3) :9 - 11.]
- [22] Gao X J, Chen J S, Wang L X. Applying BP neural network to study water quality of the Yangtze River[J]. Res Environ Sci, 2001, 14(1) :49 - 52. [高学军, 陈静生, 王立新. BP 网络应用于长江水质研究[J]. 环境科学研究, 2001, 14(1) :49 - 52.]
- [23] Zhang C F. Some views on the current situation of neural network research[J]. Advances in Mechanics, 1994, 24(2) :181 - 186. [张承福. 对当前神经网络研究的几点看法[J]. 力学进展, 1994, 24(2) :181 - 186.]
- [24] Tian D G, Fei Q, Guo L. Multimode phenomena on learning of artificial neural network[J]. Forecast, 1997, (4) :60 - 62. [田大钢, 费奇, 郭 莉. 人工神经元网学习的多模式现象[J]. 预测, 1997, (4) :60 - 62.]
- [25] Jiang X J, Tang H W. System analysis for generalization of MFNN[J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 2000, 20(8) :36 - 40. [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.]
- [26] Dong C. On the global optimization of multilayer feedforward[J]. Exploration of Nature, 1996, 15(58) :27 - 31. [董 聪. 多层前向网络的全局最优化问题[J]. 大自然探索, 1996, 15(58) :27 - 31.]
- [27] Yan P F. Some views on the research of multilayer feedforward neural networks[J]. Acta Electronica Sin, 1999, 27(1) :82 - 85. [阎平凡. 对多层前向神经网络研究的进一步看法[J]. 电子学报, 1999, 27(1) :82 - 85.]
- [28] Yan P F. capacity learning and computational complexity of artificial neural networks[J]. Acta Electronica Sin, 1995, 23(1) :63 - 67. [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.]
- [29] Zhao L M, Hu H Z, Wei D H, et al. Multilayer feedforward artificial neural networks[M]. Zhenzhou: Yellow River Hydrology Press, 1999. [赵林明, 胡浩之, 魏德华, 等. 多层前向人工神经网络[M]. 郑州:黄河水利出版社, 1999.]