

利用 BP 神经网络方法预测西湖叶绿素 a 的浓度

裴洪平, 罗妮娜*, 蒋 勇

(浙江大学环境与资源学院环境科学系, 杭州 310028)

摘要:在西湖共设了 8 个采样点,通过主成分分析选取了最能代表西湖水质状况的 7 号点(湖心)作为研究对象。根据 2000 年 1 月至 2001 年 4 月西湖常规监测的水生生态数据,并用插值的方法使其生成足够多的样本数,利用 BP 人工神经网络,探索其用于西湖水生生态状况(叶绿素 a 的浓度)的短期变化趋势预测的可行性,从中找出最能反映西湖水生生态状况变化趋势的水质因子用来建立网络。并用 3 号点的数据来检验网络的泛化性能,发现网络输出值与实际值吻合度较高。结果表明,水温和叶绿素 a 对未来一周的叶绿素 a 含量影响最大,以这两者作为输入变量建立的网络简单、快捷,比其他线性数值模拟预测有较大的优势。说明人工神经网络对叶绿素 a 的预测是一种有效工具,可为西湖富营养化治理提供科学依据。

关键词:BP 人工神经网络; 短期预测; 叶绿素 a; 西湖

Applications of back propagation neural network for predicting the concentration of chlorophyll-a in West Lake

PEI Hong-Ping, LUO Ni-Na*, JIANG Yong (Department of Environmental Science, College of Environment and Resource, Xixi Campus Zhejiang University, Hangzhou 310028, China). *Acta Ecologica Sinica*, 2004, 24(2): 246~251.

Abstract: We have established 8 sampling spots in West Lake, and selected spot 7 which can most represent the water quality status of it as study object by principal component analysis. With sufficient samples got by the inserted method, based on the aquatic data (2000. 1~2001. 4) of West Lake by routine measurement, we studied the feasibility of using Back propagation (BP) neural network to predict the short term trends of the state of aquatic ecology (the concentration of chlorophyll-a), and looked for the most influential elements which can reflect the trends of aquatic ecology in West Lake for modeling. At the same time, we used the data of spot 3 to test the universality of the network, and found the outputs tallied with the measured values very well. The results show that water temperature and chlorophyll-a affect the concentration of chlorophyll-a of next week most greatly. The network using them as input variables is simple and prompt, having greater advantage than other linearity numeric modeling. This indicates that artificial neural network is an effective method for forecasting the concentration of chlorophyll-a. And it can provide the scientific basis for the control of the eutrophication of West Lake.

Key words: artificial neural network; short term prediction; chlorophyll-a; West Lake

文章编号: 1000-0933(2004)02-0246-06 中图分类号: Q178.1 文献标识码: A

杭州西湖是我国著名的风景旅游湖泊,也是一个典型的富营养化浅水湖泊,面积 5.66km²,平均水深 1.56m。20 世纪 60~70 年代西湖的富营养化日益严重。在 20 世纪 80 年代前后,实施了环湖砌岸、截污、局部疏浚、引水等一系列综合整治措施,使西湖水质得到了一定程度的改善,但西湖富营养化趋势仍未得到有效控制。

西湖水生生态系统是一具有多因素耦合的复杂系统,生态要素间的关系错综复杂,表现出极大的随机性、不确定性和非线性。基于误差反传算法的多层前馈神经网络(简称 BP 网络)是目前应用最广、通用性最好的能用于分类、模式识别和函数逼近的网络。在水生生态领域,该方法已用于水体的水质评价^[1],海岸的藻类水华模拟^[2]等方面。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(39170169)

收稿日期:2003-07-28;修订日期:2003-11-13

作者简介:裴洪平(1946~),男,浙江杭州人,教授,主要从事水域生态研究。E-mail:pei@mail.hz.zj.cn

* 通讯作者 Author for correspondence

Foundation item: the National Natural Science Foundation of China (No. 39170169)

Received date: 2003-07-28; Accepted date: 2003-11-13

Biography: PEI Hong-Ping, Professor, major in aquatic ecology. E-mail:pei@mail.hz.zj.cn

本文利用BP网络强大的非线性能力,选择对西湖水质影响较大的因子建立简单而又切实可行的网络,预测西湖短期的富营养化的变化趋势,从而为有效及时的控制西湖水质提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 采样点的布设及测定

西湖由苏堤及白堤等分隔成5个湖区,分别为北里湖、外湖、岳湖、西里湖和小南湖(图1)。根据湖区的分布,近岸环境状况及游船往来等情况,共设8个采样点^[3],每月进行1次水质分析。监测项目中包括水温Tw(℃)、透明度SD(cm)、溶解氧DO(mg/L)、电导率Ec(m/s)、pH值、总磷TP(mg/L)、总氮TN(mg/L)和叶绿素Chl-a(μg/L)共8个物理、化学和生物等水质因子。其中Tw、pH、SD、DO和Ec用仪器在现场测定,TP、TN按常规化学方法在实验室测定^[4],Chl-a的测定按APHA(1976)1002G.1项的方法进行。样点分布见图1。从图中可以看出,7号点位于西湖中央,可以代表湖心附近较大的一片水域。

表1给出了各采样点主要水质因子状况。钱塘江引水的主要走向是8号样点→7号样点→1号样点(见图1)。由于钱塘江水质的TP和Chl-a的含量显著低于西湖,而TN含量与西湖基本一致,因此,8号样点TP和Chl-a的含量最低,Ec值最大,其余各点按引水走向,TP、Chl-a的含量逐点增加,Ec含量渐次下降,而各样点的TN含量变化不大(见表1)。这表明TP、Chl-a含量的高低与该样点距离引水口的远近有关。从表1还可看出,7号点(湖心)的几个主要水质因子年平均值均处于8个监测点的水质因子年平均值的中间,其水质状况基本可以代表全湖的水质状况。因此,从地理位置和水质因子分析可以看出,7号点的水质在8个监测点中较能代表西湖水质状况,本文就以7号点(湖心)作为研究对象。

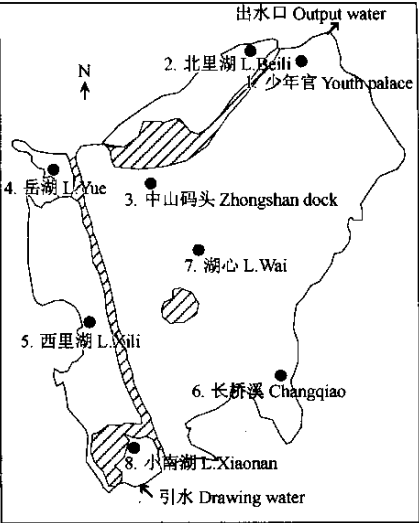


图1 西湖采样点分布图
Fig.1 Sampling spots in west Lake

表1 几个主要水质因子年平均值随监测点的变化

Table 1 Variation of annual mean values of main water quality factors at each sampling spot									
样点 Spot		1	2	3	4	5	6	7	8
Tw	平均 Average	18.13	18.16	18.26	18.31	18.31	18.49	18.55	18.53
	范围 Range(℃)	6.1~32.8	6.4~33.2	6.4~33.3	6.2~33.5	6.1~32.8	5.8~33.2	6.2~33.1	7~33.4
SD	平均 Average	49.5	46.8	50.8	54.7	55.2	50.3	51.3	77.5
	范围 Range(cm)	30~85	26~80	30~93	32~98	32~98	30~92	31~92	56~90
DO	平均 Average	7.33	6.47	7.68	7.07	9.18	8.87	8.85	7.04
	范围 Range(mg/L)	3.05~10.26	4.23~9.71	4.5~10.57	3.73~9.66	4.67~11.96	6.18~12.68	5.41~11.17	3.87~9.72
Ec	平均 Average	206.1	220.4	209.8	251.9	234.0	215.2	209.3	260.1
	范围 Range (m/s)	168~261	161~315	172~253	200~315	195~293	168~262	175~253	145~455
pH	平均 Average	8.81	8.74	8.57	8.08	8.47	8.58	8.46	7.92
	范围 Range	7.6~11	7.5~10.6	7.4~10.3	7.3~10.3	7.2~10.1	7.5~10.2	7.5~10.3	7.1~9.5
TP	平均 Average	0.154	0.177	0.162	0.177	0.145	0.147	0.135	0.105
	范围 Range(mg/L)	0.07~0.21	0.07~0.27	0.09~0.22	0.13~0.24	0.06~0.21	0.09~0.20	0.11~0.20	0.06~0.18
TN	平均 Average	2.10	2.06	2.19	2.96	2.59	2.42	2.37	2.64
	范围 Range(mg/L)	1.66~2.96	1.36~2.95	1.35~3.54	1.82~3.80	1.86~3.52	1.32~3.26	1.63~3.42	1.43~3.96
Chl-a	平均 Average	83.3	101.7	78.6	83.7	71.0	75.4	82.0	20.6
	范围 Range(μg/L)	24.0~153	31.8~181	28.6~169	34.3~181	35.3~123	34.2~149	24.5~176	5.4~46.8

1.2 BP神经网络模型的结构及原理

本文采用的误差反向传播BP网络模型选取3层神经元,包括N个节点的输入层(s),H个节点的隐层(h)和1个节点的输出层(r),各相邻两层之间单方向互联,如图2所示。

BP网络的学习过程如下。首先从输入节点输入样本的N个特征值,向前传播;一般隐层神经元采用S型非线性函数作为激活函数,其神经元个数H由训练情况而定,这是BP神经网络的缺点之一;输出层神经元的激活函数及其个数根据输出目的

决定。本文隐层神经元采用 matlab 6.5 中的 tansig 激活函数,输出层神经元激活函数采用线性函数^[5]。

在隐层节点的输出为:

$$h(t, j) = \int \left[\sum_{k=1}^N x(t, k) w(t, j, k) + \theta_h(t, j) \right] \quad (1)$$

在输出层节点的输出为:

$$y(t) = \int \left[\sum_{j=1}^H h(t, j) w_h(t, j) + \theta_t(t) \right] \quad (2)$$

式中, $w(t, j, k)$ 为输入层 k 节点对隐层 j 节点的连接权值, $w_h(t, j)$ 为隐层 j 节点对输出节点的连接权值, $x(t, k)$ 为输入的第 t 个样本的第 k 个特征值, $\theta_h(t, j)$ 和 $\theta_t(t)$ 分别为隐层和输出层的阈值。

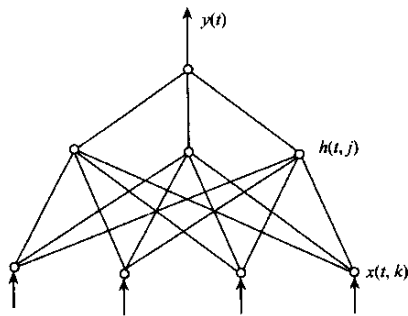


图2 3层BP网络模型

Fig. 2 3 layers of BP network model

先对上述两式中表示的网络各层间的连接权值 w 、 w_h 和阈值 θ_h 、 θ_t , 分别取 $(-1, 1)$ 之间的随机量作为初始值, 然后输入样本进行学习。每学完一遍, 比较样本的实际输出结果与期望输出的误差, 若误差小于指定精度, 则学习结束, 并输出此时的最佳权值和阈值。否则, 将误差信号沿原来连接路径反向传播, 并逐步调整各层的连接权值和阈值, 直到误差小于指定精度为止。具体过程见文献^[6]。

利用上述原始的学习算法调整各层的连接权值和阈值有许多缺陷, 而改进的学习算法有很多。本文基于 matlab 6.5 软件, 采用 Levenberg-Marquardt 算法训练 BP 网络, 其在 matlab 6.5 中的函数名是 trainlm。该算法的特点是训练速度比梯度下降法要快的多, 但要占用更多的计算机内存^[7]。

2 BP神经网络预测7号点Chl-a浓度

2.1 数据预处理

2.1.1 数据标准化 由于原始数据各因子的量纲及数量级不同, 在网络训练前要先对数据进行归一化处理。数据归一化方法很多, 本文采用标准归一化, 公式如下:

$$x'_i = (x_i - u) / S_d \quad (3)$$

式中, x'_i 为经过标准化处理的数据, x_i 为原始数据, u 和 S_d 分别为原始数据的平均值和标准误差。经过标准化处理后, 数据一般在 ± 1 附近, 有利于网络训练。数据的反标准化可根据上式的逆函数来处理。

2.1.2 网络变量的选择 本文主要是探讨 BP 网络对西湖水生生态状况做短期预测的可行性, Chl-a 是反映水体中浮游植物生物量的综合指标, 分析其含量与动态, 可以了解浮游植物生物量状况及其变化趋势^[8]。因此, 本文采用 Chl-a 作为网络的输出变量。

输入变量根据输出变量而定。7号点的 Chl-a 含量在冬夏季间有一个很大的波动, 在确定输入变量时, 也应该考虑输入变量相应的波动。利用主成分分析法^[9]可分析西湖水质诸因子的地位, 7号点的主成分分析结果见表2。

从表2对7号样点(湖心)水质因子的相关系数分析知, Chl-a 与 Tw、SD、Ec 和 DO 之间线性关系较好, 说明在7号样点, Tw、SD、Ec 和 DO 的变化与藻类的生长关系明显; 从7号样点各因子的主成分贡献看, 第一主成分贡献率达到 0.51, 以 Tw、SD、Ec 和 Chl-a 主成分系数较大, Tw 与 SD、Ec 和 Chl-a 的相关性也较好, 说明其水质受天气和季节变化影响较大。第二和第四主成分均由 TP、TN 起重要作用, 但贡献率不高。

根据以上分析, 可初步选择 Chl-a、Tw、SD、DO、Ec 和 pH 作为输入变量。为验证这一假设的可行性, 在上述6个输入变量中, 再加入一个不是第一主成分的因子, 不妨选 TP, 通过分析 TP 对网络的重要性, 来确证根据主成分分析选择输入变量这一假设的合理性, 关于这方面的解释将在下文提到。因此, 初步选定这7个因子作为输入变量。

2.1.3 插值 选定短期预测的周期为1周, 即以这周输入变量的含量预测下周 Chl-a 的含量。由于西湖常规监测的频率是每月一次且监测时间都在月末, 这些数据虽能基本反应西湖水生生态状况的变化趋势, 但不适合短期预测。因此, 本文在保持原有数据特征的基础上, 在相邻两个时间点监测数据间, 插入3个值, 使西湖7号监测点的数据频率由每月提高到每周, 见图3(A)~(G)。

具体的插值方法采用 BP 网络。设时间变量为 $t(t=1, 1.25, 1.5, 1.75, 2, \dots, 15.75, 16)$ (标准化) 和 $t'(t'=1, 2, \dots, 16)$ (用 t 的 u 和 S_d 归一化), 其中整数依次代表2000年1月至2001年4月的实测时间, 小数依次代表插入的点时间。以 t' 为输入变量和相对应的某一因子的实测值为输出变量, 对网络进行训练, 训练步骤误差可由 w 控制在 10^{-5} 以内。接着输入变量改为 t , 利用 matlab 6.5 指令中有关网络的仿真函数进行输出, 并以 t 为横轴, 某一因子的含量为纵轴, 把实测数据(用“*”表示)与插入数据(用“+”表示)在图上表示。如此反复多次, 找出其中最佳的插值数据, 作为网络训练集和测试集数据的来源。

表 2 湖心(7号点)主成分分析结果

Table 2 Principal component analysis at center of lake (spot 7)

相关系数 Correlation coefficients									
	Tw	SD	DO	Ec	pH	TP	TN	Chl-a	
Tw	1.00								
SD	-0.77	1.00							
DO	-0.42	0.28	1.00						
Ec	-0.81	0.69	0.34	1.00					
pH	0.68	-0.64	0.08	-0.54	1.00				
TP	0.15	-0.2	-0.04	-0.19	-0.08	1.00			
TN	-0.09	0.32	-0.02	0.47	-0.07	-0.54	1.00		
Chl-a	0.75	-0.77	-0.6	-0.73	0.47	0.08	-0.29	1.00	

各主成分贡献 Contribution of various principal components									
主成分 Component number	主成分系数 Principal component coefficient								特征值 Eigenvalue
	Tw	SD	DO	Ec	pH	TP	TN	Chl-a	
第一 First	0.45	-0.44	-0.23	-0.44	0.33	0.12	-0.19	0.44	4.08
第二 Second	-0.17	0.02	0.14	-0.07	-0.25	0.67	-0.65	-0.09	1.52
第三 Third	0.04	-0.13	0.78	-0.04	0.55	-0.06	-0.08	-0.24	1.17
第四 Fourth	0.32	-0.08	-0.04	0.27	0.11	0.68	0.55	-0.19	0.54

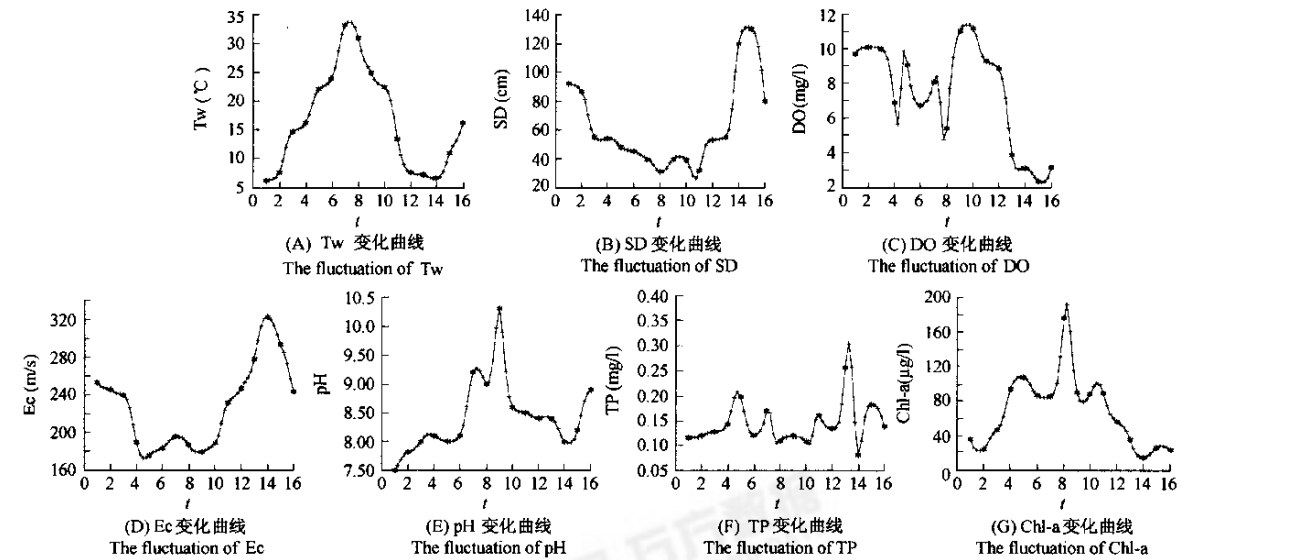


图 3 各因子的变化曲线

Fig. 3 The fluctuations of each factor

* 表示实测值 represent measured values, + 表示插入值 represent inserted values

2.2 BP 网络方案的建立

网络方案的建立首先考虑以 7 个因子作为输入变量的最复杂的网络,然后在此基础上,逐一删减输入变量后建立网络,这样总共建立了 7 个网络方案,结果见表 3。在网络的训练和测试中,根据前文分析结论,期望输出下周 Chl-a 的值,因此网络的训练集和测试集由某一周的若干因子组成的输入样本与下周 Chl-a 为输出样本的样本对构成。由于样本对容量有限,采用前 57 个样本对为训练集,后 3 个样本对为测试集,其中第 3 个测试样本对的输出值为实测值。对网络反复训练 2000 次,训练误差达到 10⁻³,其测试结果见表 3。表中列出的均方根误差和百分比误差均对于测试集而言,列出的最大预测误差为 17.5%,考虑到西湖水生生态系统的复杂性,这个误差是允许的。

对于每个方案,其最优的网络在很大程度上是不确定的。在一般情况下,它会随着输入变量个数、权值和阈值的初始化以及训练次数的不同而略有差别;当输入变量个数多,网络比较复杂的情况下,网络的训练误差往往会收敛于局部最小值。另外,即使网络在训练时表现出很好的性能,BP 网络也并不一定总能找到解,此时就要进行多次反复训练,找到比较可行的网络^[5]。

表 3 各种网络方案预测湖心(7 号点)Chl-a 变化趋势的测试结果

Table 3 The test results of variations of Chl-a at lake center (spot 7) of various network

方案 Scenario	输入变量 Input variable	百分比误差 Percentage error(%)			均方根误差 Square root error ($\mu\text{g/L}$)
		第 1 周 First week	第 2 周 Second week	第 3 周 Third week	
1	Tw,SD,DO,Ec,pH,TP,Chl-a	-13.0	-17.5	-11.6	3.67
2	Tw,SD,DO,Ec,pH,Chl-a	6.0	5.0	-7.3	1.56
3	Tw,SD,DO,Ec,Chl-a	-0.07	-6.7	-8.6	1.55
4	Tw,SD,Ec,Chl-a	0.27	3.67	13.4	1.91
5	Tw,Ec,Chl-a	7.3	-2.6	8.28	1.66
6	Tw,Chl-a	7.3	6.2	1.5	1.48
7	Chl-a	-0.9	3.1	10	1.47

测试集的主要作用是用于评价已训练好的网络的泛化能力^[6], 同时也可检验训练性能良好的网络是否为所需的解, 表 3 中每个网络采用 3 个测试样本对来检验网络。在表 3 所列的误差范围内, 网络是可靠的, 这可由下文对网络泛化性能的测试结果来说明。

2.3 网络方案的选择

根据表 3 的 7 个方案对预测水质的均方根误差大小来看, 似乎输入变量个数越少, 网络的效果也越好。从网络的训练来看, 输入变量个数越少, 网络的结构越简单, 其训练的效果也越好。但如果选择方案 7 来实际预测湖心 Chl-a 的变化趋势, 虽然这周的 Chl-a 含量比较依赖于上周的 Chl-a 含量, 但由于忽略了其他因子可能对 Chl-a 含量产生的重要影响, 从而导致对 Chl-a 含量预测不稳定。虽然根据文献^[2]分析, 认为只需 Chl-a 作为输入变量就可以建立良好的网络, 但那是因为其预测水域是香港附近的一个半封闭的海湾, 海水温度在短期内变化不明显, 而湖心的水温变化较大, 其水质状况明显与海水不同。因此有必要对网络的权值进行分析, 理解网络的训练行为, 并结合湖心实际水生生态状况, 以此作为网络方案选择的依据。

对于网络权值的解释有许多理论。本文只涉及如何利用网络权值的特征来说明互不相关的各个输入变量对输出变量的贡献大小的理论。从 BP 网络结构(图 2)看出, 隐层神经元与输出层神经元之间的连接权值与输入变量没有直接联系, 因此, 只需考虑输入变量与隐层神经元之间的连接权值。根据文献^[2], 输入变量对输出变量的贡献大小可用相对重要性指数 I 表示, 其计算公式如下:

$$I = \frac{\sum_{j=1}^H ABS(\tau_{ji})}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^H ABS(\tau_{ji})}$$

(4)

式中, τ_{ji} 为第 i 个输入变量与隐层中第 j 个神经元之间的连接权值, ABS 是绝对值函数, N 、 H 分别为输入变量和隐层神经元的个数。计算结果见图 4。

从图中可以看出, TP 和 DO 对网络的贡献最小, 基本可以忽略; 而 Tw 和 Chl-a 的 I 值较高, 说明这两个因子对网络的贡献较大, 意味着在实际情况中, 两者对 Chl-a 的变化趋势可能起着重要作用。当然这只是网络的训练结果, 事实上这种权值分析并不一定能代表实际状况^[2]。不过, 从主成分分析结果来看, 湖心水质受天气和季节(即 Tw)变化影响较大, DO 和 TP 对水质影响不大。因此, 可以认为网络的权值分析结果与主成分分析结果基本一致, 说明该网络基本符合湖心的水生生态状况, 同时也说明前文对于网络输入变量的假设基本正确, 即可以根据主成分分析结果来确定网络的输入变量。

根据上述分析, 并结合表 3, 选择方案 6 表示的网络来预测湖心 Chl-a 变化趋势是符合湖心水生生态系统的实际情况的。当然在最终确定网络前, 还须对该网络进行泛化性能测试。

2.4 网络性能测试

用水体状况与湖心水体状况类似的监测点的监测数据组成的测试集, 可以用于测试根据湖心水体状况建立的网络的性能^[10]。从图 1 和表 1 可知, 3 号点(中山码头)与 7 号点(湖心)的地理位置比较靠近, 各因子的数值也基本接近, 可以认为这两个

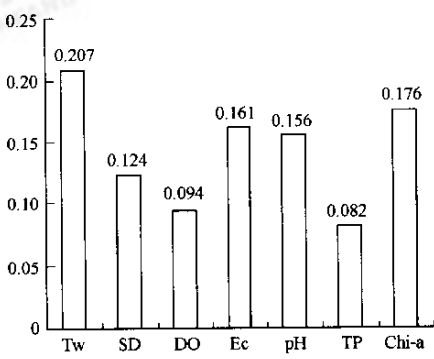


图 4 各输入变量的 I 值

Fig. 4 The values of “ I ” of various input variables

监测点水体状况基本相似,因此可用 3 号点的数据组成测试集,测试在 7 号点建立的网络的泛化性能。

根据 7 号点的插值方法对 3 号点数据进行插值,并根据这些数据组成有 60 个样本对的测试集,具体的测试结果见图 5、图 6。

图 5 的实线表示期望输出曲线(实际曲线),虚线表示的是网络的输出曲线(预测曲线)。图 6 的横轴表示网络输出值(预测值),纵轴表示期望输出值(实际值),直线方程是 $y=x$ 。网络的输出值与期望输出值的均方根误差是 $11.400\mu\text{g/L}$,相关系数是 0.9631。从这些结果可以看出,根据方案 6 建立的网络基本适合 3 号点 Chl-a 的预测,说明该网络的泛化性能良好,可用来预测 7 号点或水生生态状况与 7 号点相似的水域的 Chl-a 含量。

3 结论

(1) Tw 和 Chl-a 因子对未来一周湖心的 Chl-a 含量影响最大,以这两者作为输入变量建立的网络简单、快捷,比其它的线性数值模拟预测有较大的优势;

(2) BP 人工神经网络有良好的泛化能力。从图 5 看,虽然网络输出值曲线与期望输出值曲线在有些方面不是很吻合,但网络还是能较准确地预测 3 号点 Chl-a 含量变化曲线的峰值及其出现时间,因此,BP 网络预测西湖水体状况变化趋势具有实际的应用价值。

(3) 本文提出用插值的方法生成足够多的训练样本、检验样本和测试样本,虽然解决了建立 BP 网络时样本太少的难题,也具有一定的借鉴作用,但这种方法在以后的应用中还需进一步论证。同时,还需要说明的是,作为一种探索,本文预测因子的选取、方案的建立以及预报个例的检验等方面还有许多值得完善、改进之处,有待进一步探索、研究。

实际应用表明,用人工神经网络预测西湖水生生态系统中非线性变量 Chl-a 具有较高的预测精度,是一种有效实用的方法。

References:

- [1] Aguilera P A, Garrido Franich A, Torres J A, *et al.* Application of the Kohonen neural network in coastal water management: methodological development for the assessment and prediction of water quality. *Water Research*, 2001, **35**(17): 4053~4062.
- [2] Joseph H W Lee, Yan Huang, Mike Dickman, *et al.* Neural network modelling of coastal algal blooms. *Ecological Modelling*, 2003, **159**: 179~201.
- [3] Pei H P and Ma J Y. Study on the algal dynamic model for West Lake, Hangzhou. *Ecological Modelling*, 2002, **148**: 67~77.
- [4] Jin X C, Tu Q Y. *The investigative standard of lake eutrophication*. Beijing: Environmental Science Press of China, 1990. 141~185.
- [5] Feisi technological product research and exploitation center. Neural network analysis and design supported by MATLAB 6. 5. Xi'an: Publishing House of Electronics Industry, 2003. 21~30.
- [6] Yang J G. *Artificial neural network applied tutorial*. Hangzhou: Zhejiang Universtiy Press, 2000. 41~58.
- [7] Lou T S, Shi Y. *Systems analysis and design based on MATLAB*. Xi'an: Xidian University Publishing House, 2000. 12~14.
- [8] Jin X C, Liu H L, *et al.* *Eutrophication of Chinese lake*. Beijing: Environmental Science Press of China, 1990. 68~72.
- [9] Pei H P. *Environmental statistics*. Hangzhou: Scientific & Technological Press of Zhejiang, 1999. 154~159.
- [10] Maqsood Ali, Adwait Chawathe. Using artificial intelligence to predict permeability from petrographic data. *Computers & Geosciences*, 2000, **26**: 915~925.

参考文献:

- [4] 金相灿,屠清英编. 湖泊富营养化调查规范. 北京: 中国环境科学出版社, 1990. 141~185.
- [5] 飞思科技产品研发中心编著. MATLAB 6. 5 辅助神经网络分析与设计. 西安: 电子工业出版社, 2003. 21~30.
- [6] 杨建刚编. 人工神经网络实用教程. 杭州: 浙江大学出版社, 2000. 41~58.
- [7] 楼天顺,施阳编. 基于 MATLAB 的系统分析与设计. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2000. 12~14.
- [8] 金相灿,刘鸿斌,等编. 中国湖泊富营养化. 北京: 中国环境科学出版社, 1990. 68~72.
- [9] 裴洪平编. 环境统计学. 杭州: 浙江科学技术出版社, 1999. 154~159.

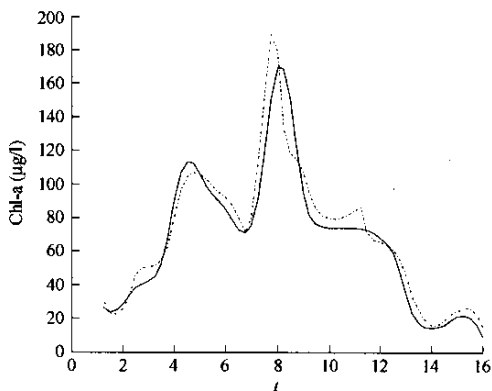


图 5 网络所得 Chl-a 的预测曲线(虚线)与实际曲线(实线)比较

Fig. 5 Comparison of predicted and observed curve of Chl-a

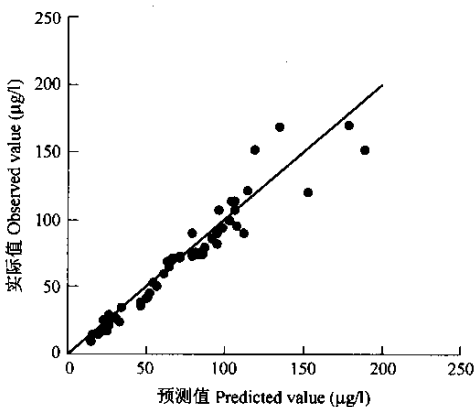


图 6 BP 网络所得 Chl-a 预测值与实际值的比较

Fig. 6 Comparison of predicted value and observed value of Chl-a