

BOD-DO 耦合人工神经网络水质模拟的研究

郭劲松, 霍国友, 龙腾锐 (重庆大学城市建设学院, 重庆 400045)

摘要: 将人工神经网络的理论和方法引入河流水质模型的建模中, 提出了 BOD-DO 耦合 BP 人工神经网络水质模型, 应用长江干流重庆段的实测水质样本对模型进行训练与检验表明: 该模型用于水质模拟可行且精度较高. 为河流水质模拟开辟了一条简便可行的新途径.

关键词: 水质模拟; 人工神经网络; BP 算法

Study on BOD-DO coupling for water quality simulation with artificial neural network

GUO Jinsong, HUO Guoyou, LONG Tengrui (Faculty of Urban Construction, Chongqing University, Chongqing 400045)

Abstract: Based on the concept and theory of Artificial Neural Networks, a model of water quality simulated by one-dimensional BOD-DO coupling was presented. The adaptability of the simulated model was examined with the data of water quality of Yangtze River that is a main stream in Chongqing region. The result showed that the model is feasible for water quality simulation and is more accurate than the traditional model.

Keywords: water quality simulation; artificial neural network; B-P algorithm

为实现水污染控制的最佳规划、设计和运行, 用水质模型, 对水体水质的变化进行模拟是一条有效的途径. 目前, 常用的方法是根据实际资料所提供的各种信息, 通过逻辑推理和数理方法建立模型, 然后在模型上进行研究与模拟. 常用的模拟方法有物理模拟、试验模拟和数值模拟. 与其它形式的模拟相比, 数值模拟不需要太多的专用设备和工具, 可节省大量的实验费用. 然而在水污染控制中, 有许多反应机理还不甚清楚, 许多过程还不可能或难于用确定数学方法来表达. 因此, 数值模拟的准确度还不高^[1]. 寻求简捷、可靠而准确的水质预测模拟方法, 一直是学术界不懈努力的方向. 人工神经网络是由大量神经元相互连接而成的超大规模非线性动态系统, 是目前国际上异常活跃的前沿研究领域之一^[2,3], 特别是 BP 神经网络. 由人工神经网络的一般原理可知, 人工神经网络从全新的角度研究问题, 它以历史的实测数据为基础, 以学习的方式找出事物的因果规律, 摒弃了以分析反应机理和以确定的数学表达式为基础的建模方法^[4,5]. 本文拟用 BP 人工神经网络来解决水质模拟这一问题.

1 BOD-DO 耦合 BP 网络水质模型的建构

一条河流的污染源有点源和面源, 为了便于研究, 截取如图 1 所示的一个河段. 河段起点为 A, 河段末端为 B, 在 A 点有一个点源输入 S_1 , 在 B 点有一个点源输入 S_2 , AB 河段长 L,

收稿日期: 2000-02-01; 修订日期: 2000-07-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(编号: 59778021)

作者简介: 郭劲松(1963—), 男, 副教授(硕士)

河段内面源输入为 $q \cdot L$, 其中 q 为单位长度内的面源负荷. S_A 是河段上游的背景输入. S_L 为河段 AB 的末端 B 点的输出, S_x 为河段内任一点 x 的输出.

理论上, 物质在 AB 河段内的衰减可用下式表达:

$$S_x = S_0e^{-KX} + \frac{q}{K}(1 - e^{-KX}) = (S_1 + S_A)e^{-KX} + \frac{q}{K}(1 - e^{-KX}) \tag{1}$$

式中: S_x ——河段内任一点 x 的污染物质(kg/d); S_0 —— A 断面污染物质总输入量(kg/d); S_1 —— A 断面的点源输入污染物质(kg/d); S_A —— A 断面上游河段背景输入污染物质(kg/d); K ——污染物质综合衰减系数(1/km); X ——任意点距起始点的距离(km); q ——单位长度河段上面源输入的污染物质(kg/km).

如果在 B 断面下仍有一个如图 1 的河段, 起始断面为 B , 末端断面为 C . 此时将 S_{L1} 作为上游河段对该河流的背景输入, 因而可得末端断面的输出负荷 S_{L2} 为:

$$S_{L2} = [(S_A + S_1)e^{-KL1} + \frac{q}{K}(1 - e^{-KL1}) + S_2]e^{-KL2} + \frac{q}{K}(1 - e^{-KL2}) \tag{2}$$

将上式整理得:

$$S_{L2} = S_Ae^{-K(L1+L2)} + [S_1e^{-K(L1+L2)} + S_2e^{-KL2}] + \frac{q}{K}[1 - e^{-K(L1+L2)}] \tag{3}$$

式中: S_{L2} —— L_2 河段终点输出的污染物质(kg/d); L_1 —— L_1 河段的长度(km); S_2 —— L_2 河段起始点的点源输入污染物质(kg/d); L_2 —— L_2 河段的长度(km).

若将所研究的河流范围划分成 n 段, 依次记为 $L_1, L_2, L_3, \dots, L_n$, 则按上述(3)式原理递推下去, 可得出每一个控制断面的输出. 最后得第 n 个断面的污染负荷计算通式为:

$$S_{Ln} = S_A \exp\left[-K \sum_{i=1}^n L_i\right] + \sum_{j=1}^n \left[S_j \exp\left[-K \sum_{i=j}^n L_i\right]\right] + \frac{q}{K} \left[1 - \exp\left[-K \sum_{i=1}^n L_i\right]\right] \tag{4}$$

式中: S_{Ln} ——第 n 个河段终点输出的污染物质(kg/d); L_i —— i 点源到控制断面 n 的距离.

由于 $\sum_{i=1}^n L_i = L$, 所以(4)式可以改写为:

$$S_{Ln} = S_A \exp(-KL) + \sum_{j=1}^n \left[S_j \exp\left[-K \sum_{i=j}^n L_i\right]\right] + \frac{q}{K} [1 - \exp(-KL)] \tag{5}$$

从(5)式可以看出: 河流一维水质模型只需将河流分成若干段依次进行模拟即可. 本文以河段 AB 作为一个单元, 构造 BP 网络的一个样本, 如图 2 所示. 以 A 断面背景污染物质 BOD_A , 流量 Q_A 及 DO_A 值; 以 AB 断面间的距离 L 、平均宽度 B 、平均流速 V , 以及 AB 断面间汇入的单位污染量 q 、 DO 和 BOD 值为输入层神经元. 以 B 断面的 DO_B 以及 BOD_B 值为输出层神经元, 构造 BP 网络的样本. 相当于 BP 网络模拟的是以下函数:

$$(DO_B, BOD_B) = f[(Q_A, DO_A, BOD_A), (L, B, V, q, BOD, DO)]$$

显然, 与 BOD-DO 耦合模型相关的因素还有 BOD 衰减系数 K_1 和复氧系数 K_2 等, 但由于 K_1, K_2 可视为常数, 故在 BP 模型中不必列出.

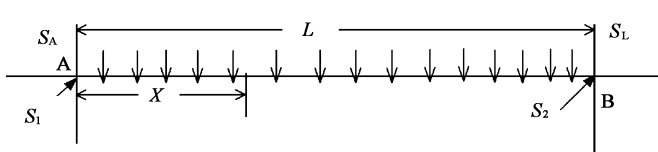


图 1 建模河段示意图
Fig. 1 Section plan of the river

2 BOD-DO 耦合 BP 网络水质模型的计算格式

本文采用带惯性项的 BP 人工神经网络,其结构如图 2,网络由多个节点的输入层、隐含层和输出层所组成.其建模步骤分为训练(学习)和检验(回想)两个过程.训练过程在于自动自适地建立各层神经元之间互连的权值和阈值矩阵.当权值和阈值达到稳定时,即获得了人工神经网络从输入到输出的映射关系.对本研究而言,即是建立起了 BOD-DO 耦合 BP 网络模型.检验过程其实质是在给定输入下,利用模型进行水质预测模拟.利用最陡坡降法将误差函数最小化是 BP 网络的基本算法,包括正向传播和反向传播两个过程组成.在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层神经元处理后,传向输出层.如果在输出层得不到期望的输出,则转向反向传播,即将误差讯号沿原来的联结通路返回,通过修正各层神经元间的权值和阈值,使误差讯号最小化.其详细计算格式与步骤见文献[6].

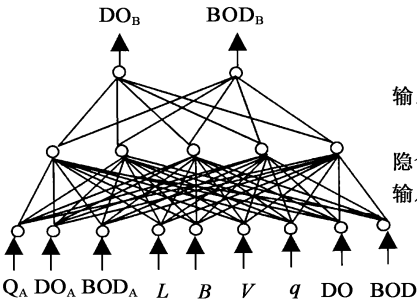


图 2 水质模拟 BP 网络模型

Fig. 2 BP model of water quality simulation

3 实例研究

以长江干流重庆段 1989 年 3 月(枯水期)的水质资料为例,来说明一维 BOD-DO 耦合 BP 神经网络模型的水质模拟,根据实测数据样本,把长江从羊石入境到长寿出境划分为 5 个江段来考虑.

3.1 输入样本数据

研究所采用的实测数据样本如表 1 所示,将表 1 中第 1、2、3、4 组数据作为训练样本,第 5 组数据作为检测样本.

表 1 BOD-DO 耦合 BP 模型的样本集^{*}
Table 1 BP model sample of BOD-DO coupling

		输入层神经元输入值								输出层神经元输出值(实测值)		
序号	河段	背景值			长度 L , 10 ² km	断面宽度 B , km	流速 V , m/ s	污染物负荷值			DO, mg/ L	BOD, mg/ L
		流量 Q , 10 ⁴ m ³ /s	DO, mg/ L	BOD, mg/ L				流量 q , 10 ² m ³ /s	DO, 10 ³ kg/ (d° km)	BOD, 10 ³ kg/ (d° km)		
1	羊—白	0.2990	8.6	1.1	1.178	0.550	1.220	0.7979	0.4127	0.1493	8.4	1.1
2	白—望	0.3070	8.4	1.1	0.420	0.300	0.797	0.0492	0.0454	1.0913	8.5	1.2
3	望—寸	0.3075	8.5	1.2	0.080	0.350	1.916	6.7589	67.0120	14.566	8.3	1.5
4	寸—鱼	0.3751	8.3	1.5	0.230	0.350	1.420	0.0158	0.0380	0.0362	8.4	1.2
5	鱼—长	0.3752	8.4	1.2	0.500	0.300	0.940	0.5429	0.4867	0.4550		

注:羊石、白沙沱、望龙门、寸滩、鱼嘴、长寿分别用羊、白、望、寸、鱼、长代表

3.2 模型参数

^{*} 本文所引样本原始数据及一维模型模拟结果治于重庆市环境科学研究所、重庆建筑工程学院完成的“长江、嘉陵江重庆段水污染控制规划研究技术分报告集”,1994

1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.

在训练中,程序执行 11863 次循环后 BOD-DO 耦合 BP 网络模型达到了稳定,得模型最佳参数如下:神经元数(输入层 9,隐含层 5,输出层 2);初始权值 0.1;初始阈值 0.1;学习速率 $\eta=50$;冲量系数 $\alpha=0.1$.

3.3 BP 模型的模拟结果与分析

表 2 给出了训练成功后 BP 网络模型水质模拟计算结果与一维模型水质模拟计算结果的比较.(1)由表 2 可以看出:BP 模型检测结果是可信的.训练样本的误差比检测样本误差小,BP 网络水质模型预测结果比一维水质模拟结果更精确;用 BP 网络进行水质模拟和预测是可行的.(2)人工神经网络是一种高度非线性关系的映射,具有很强的输入输出映射能力.网络能够学习大量模式映射关系,而不需要任何已知的数学表达式来描述输入-输出间的映射关系;在网络中知识信息采取分布存储,个别单元的丢失(如缺损个别 DO 值)不会引起错误,因此,用神经网络进行水质模拟具有一定的容错能力、模拟结果可靠性高,而传统一维水质模拟对此却无法实现.

表 2 BP 网络模型模拟结果与一维模型模拟结果的比较(单位:mg/L)

		训练样本				检测样本
		白沙沱	望龙门	寸滩	鱼嘴	长寿
BOD ₅	实测值	1.1	1.2	1.5	1.2	1.5
	BP 模型模拟值	1.097	1.193	1.504	1.198	1.510
	BP 模型计算误差	0.003	0.007	0.004	0.002	0.010
	一维水质模型模拟值	0.9	1.0	1.1	1.0	1.0
	一维水质模型计算误差	0.2	0.2	0.4	0.2	0.5
DO	实测值	8.4	8.5	8.3	8.4	8.5
	BP 模型模拟值	8.409	8.486	8.303	8.403	8.311
	BP 模型计算误差	0.009	0.014	0.003	0.003	0.189
	一维水质模型模拟值	8.2	8.0	8.1	8.0	7.8
	一维水质模型计算误差	0.2	0.5	0.2	0.4	0.7

4 结论

(1)运用 BP 人工神经网络建立 BOD-DO 耦合河流一维水质模型,只需系统输入与输出的实测数据即可获得较准确的模型,避免了繁琐的机理分析及参数识别与估计,使建模过程得以简化.(2)运用该方法建立的水质预测模型,具有良好的泛化能力,模型的通用性和实用性强.用于水质模拟是可行的,其结果具有客观性.(3)训练稳定后的 BOD-DO 耦合 BP 网络模型对水质的预测模拟具有很好的精确度,而且算法简便.同时模型还具有可进行参数部分缺损的水质模拟的优势.因此,实践上有很大开发价值和实用价值.

参考文献:

[1] 傅国伟,等.水污染控制规划[M].北京:清华大学出版社.1985.185—187
[2] Jonas Sjöberg, et al. Nonlinear black-box modeling in system identification: a united overview[J]. Automatica 1995, 31(2): 1691—1750
[3] Tzyh-Jong Tarn, et al. Periodic output feedback stabilization of neural systems[J]. IEEE Transactions on Automatic control, 1996, 41(4): 511—521
[4] 胡守仁,等.神经网络导论[M].北京:国防科技大学出版社.1997.4—7
[5] 张继萍,吴硕贤.人工神经网络在道路交通噪声预测中的应用[J].环境科学学报,1998,18(5): 471—477
[6] 叶怡成.类神经网络模式应用与实现[M].台北市:儒林图书公司.1995.76—77