

· 研究报告 ·

二维水质模型横向扩散系数的人工神经网络模拟

龙腾锐, 郭劲松, 冯裕钊, 霍国友

(重庆大学城市建设与环境工程学院, 重庆 400045)

摘 要: 将人工神经网络的理论和方法引入河流横向扩散系数的理论预测中, 提出了基于BP人工神经网络的横向扩散系统预测模型, 应用国内外河流的实测样本对模型进行训练与检验表明: 该模型用于横向扩散系数的计算不仅可行而且精度较高, 为河流横向扩散系数预测研究开辟了新途径。

关键词: 横向扩散系数, 人工神经网络

中图分类号: X32

文献标识码: A

文章编号: 1001- 2141(2002)02- 0025- 04

Modulus of Transverse Diffuse Simulation Based on Artificial Neural Network

Long Tengrui, Guo Jingsong, Feng Yuzhao, Huo Guoyou

(Faculty of Environment Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045)

Abstract: Based on the concept and theory of Artificial Neural Networks, a model of transverse modulus diffuse was put forward in this paper. After learning of this model with the substantive data of international, the adaptability of the model to compute of transverse diffuse modulus was examined. The result showed that it is feasible for transverse diffuse modulus and is more accurate than experience model of transverse diffuse modulus. BP neural network inaugurates a new approach for compute of transverse diffuse modulus.

Key words: Modulus of transverse diffuse, Artificial neural network, BP algorithm.

引言

在采用对流扩散二维水质数学模型进行污染物浓度分布计算时, 横向扩散系数 E_z 是一个很重要的参数。目前, 该参数的求取方法大致分为经验公式法和实测法两种。实测法需要耗费大量的人力、物力, 同时只能在有限的河段、有限的时间内离散观测, 而且受水文条件的随机干扰及河流系统大而难于精确控制观测等影响, 因此, 在实际中实施困难较多。用经验公式求取 E_z 值虽然简便, 但由于各河流的河床形状、弯曲率、宽深比、水深等因素相差很大, 使经验公式的适合性受到限制^[1]。因此, 应用中常常是将经验公式与实测法相结合来预测 E_z 值, 即用有限的实测数据来校准经验公式, 然后再用校准后的经验公式去外推预测。为此, 寻求理论上更合理、误差更小的 E_z 计算公式, 在学术界一直给予了足够的重视。本文提出了基于BP人工神经网络横向扩散系数的预测模型。

1 基于BP网络的横向扩散系数预测模型

收稿日期: 2001- 12- 27

作者简介: 龙腾锐(1939-), 男, 教授, 博导, 主要从事水污染控制理论与技术的科研、教学工作。

国家自然科学基金资助项目(59778021, 59838300)

1.1 BP网络预测模型的建构

根据泰勒(Taylor)理论, 污染物在河流中的扩散系数(包括横向、纵向、垂向)是拉格朗日长度尺寸与湍流强度的乘积^[1], 根据这一概念, 可以导出扩散系数的一般表达式为:

$$E = \alpha h u_* \quad (1)$$

式中: E ——扩散系数(m^2/s)

α ——比例系数;

h ——河流深度(m);

u_* ——剪切流速(或摩阻流速)(m/s),

$$其值为: u_* = \sqrt{ghI} \quad (2)$$

其中: g ——重力加速度(m/s^2);

I ——河流底部坡降。

(1)式是一个通用式, 对于横向、垂向和纵向扩散都适用。如果取横向坐标为 Z , 横向扩散系数为 E_z :

$$E_z = \alpha h u_* \quad (3)$$

由(1)式可知, 河流的横向扩散系数与河流的水深 h 和河流的剪切流速 u_* 的乘积成正比, 比例系数为 α 。对于既定的河段, h 、 u_* 都可以通过实测或利用已有的河床资料而得到, 因此, 横向扩散系数的求取实际上就转化为对比例系数 α 的求取。关于 α 值的计算, 前人已进行了大量的试验研究, Fisker^[2]、

重庆市田野环境工程有限公司, 主要从事废水、噪声、烟气脱硫、烟尘等工程的设计与施工, 联系人: 田太明, 电话: 13908301930, (023) 67905709
邮编: 401147 地址: 重庆市渝北区红石路126号B座17- 8

Yotsukura Rutterford^[3]等学者的成果最富有代表性。他们采用实验室内水工模型试验和实际河流现场观测的方法,对特定的矩形明渠或一些天然河流的横向扩散系数 E_z 进行了模拟计算,分别建立了各自计算 α_e 的经验公式。分析前人在研究 α_e 与河流水力学参数关系的成果不难得出这样的结论,用多元回归方法建立 α_e 与影响因素的函数关系式的基本形式为:

$$\alpha_e = R \cdot S^{K_1} \cdot \left(\frac{u}{u_*}\right)^{K_2} \left(\frac{B}{h}\right)^{K_3} \quad (4)$$

式中, R 、 K_1 、 K_2 、 K_3 为系数, S 为河流弯曲度, u 为流速, u_* 为剪切流速, h 为河流深度, B 为河宽, 其余符号同前。由上式可以看出, 尽管求取 α_e 与 B 、 h 、 u 、 u_* 和 s 的具体数学关系是一个至今仍没很好解决的问题, 但 α_e 是流速 u , 剪切流速 u_* , 河流深度 h , 河宽 B 和河流弯曲度 s (河流中泓曲线长与曲线两端点直线长的比值) 的函数, 这一点是确切的。即 α_e 可表达为:

$$\alpha_e = f(B, h, u, u_*, s) \quad (5)$$

本文拟采用BP 网络来探讨解决 α_e 值的理论预测。BP 网络是一个多层前馈网络, 它由一个输入层、一个输出层和多个隐含层组成^[4,5]。输入层节点数一般应与输入向量的维数相等。由前面分析可知, 本研究应以 B 、 h 、 u 、 u_* 和 s 参数为输入神经元, 则输入节点数为 5。模型要预测的是 α_e 值, 因此, 输出节点数为 1。为了简化的模型结构, 本研究采取单层隐含层, 隐含层的节点数目前没有精确的理想计算公式。本研究采用在网络训练时以试验法来确定其节点数。具体地就是在网络训练中试验多种不同的隐含层节点数情况, 以训练收敛速度及训练效果作为判断准则, 比较得出较理想的隐含层数目。由此, 预测横向扩散系数的网络结构如图 1 所示。

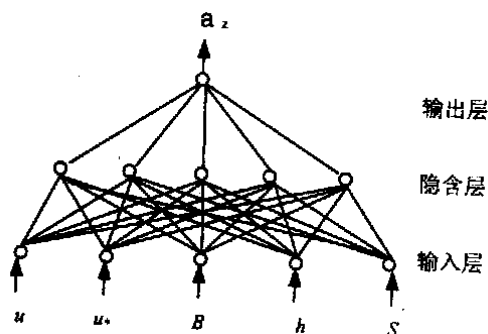


图 1 横向扩散系数的BP 网络结构图

1.2 神经网络横向扩散系数预测的程序实现

BP 网络的计算格式分为训练(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 $\alpha_e = W X$ 网络模型, 实现如公式(5)所示的函数映射。网络的学习运算框图如图 2 所示。

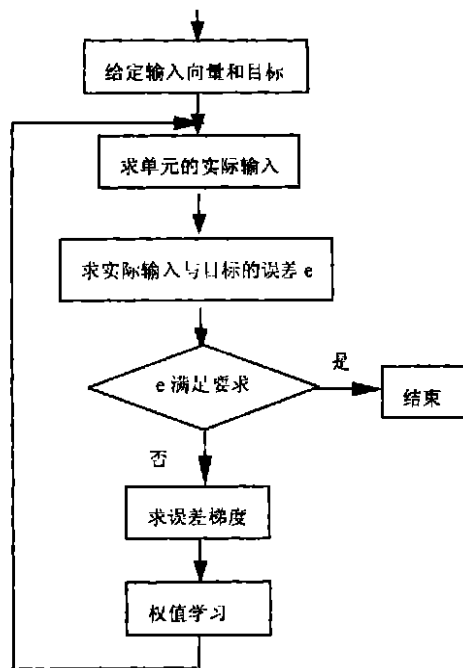


图 2 BP 神经网络学习过程图

检验过程其实质是用未参与建模的样本对模型进行预测性能的测试, 以验证模型的正确性与实用性。网络的检验运算框图如图 3 所示。在计算中为了加速模型计算的收敛速度, 同时避免在局部最小处产生的振荡, 本研究采用了带惯性项的网络及局部学习速率的DBD 自适应技术, 通过实例运算其效果良好。DBD 算法具体计算格式请参见文献[7]。

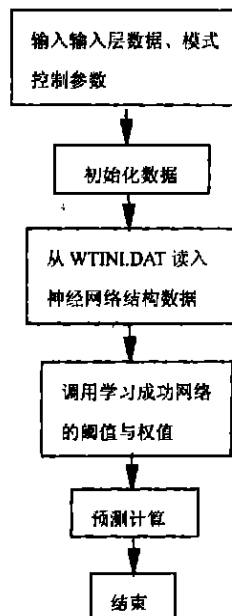


图 3 网络预测过程流程图

以国外河流^[1]、嘉陵江重庆段、长江武汉段横向扩散系数实验数据^[6]为本研究的实例样本数据。训练样本数据如表 1 所示, 检验样本如表 2 所示。

2 实例研究

2 1 模型数据与训练

表 1 训练样本数据表

序 号	江 段	输入层神经元输入值					输出层神经元输入值(实测值)	
		河宽B (m)	河深 h (m)	流速 u (m/s)	剪切流速 u* (m/s)	弯曲率 s	$\alpha_z(E_z/hu^*)$	
1	国外	M issour	183	2.74	1.74	0.073	1.1	0.50
2		A thabasca- 1	373	2.19	0.95	0.056	1.0	0.75
3		North, Saskaf- Chew an	213	1.55	0.58	0.080	1.0	0.25
4		A thabasca- 2	373	2.2	0.95	0.056	1.0	0.76
5		A thabasca- 3	320	2.04	0.86	0.079	1.2	0.41
6	嘉陵江	实验—1	194	11.0	1.1	0.13	1.08	0.63
7		实验—2	374	7.4	0.89	0.12	1.0	0.63
8		实验—4	330	6.0	1.09	0.099	1.0	0.63
9	长江	青山港—2	600	16.29	1.02	0.0568	1.0	0.78
10		青山港—3	580	14.31	0.71	0.0531	1.0	0.93

表 2 检验样本数据表

序 号	江 段	输入层神经元输入值					实测值	
		河宽B (m)	河深 h (m)	流速 u (m/s)	剪切流速 u * (m/s)	弯曲率 s	$\alpha_z (E_z/hu^*)$	
A	国外	co lum bin	305	3 05	1 35	0 088	1 1	0 69
B		A thabasca- 4	320	2 04	0 86	0 079	1 2	0 41
C	嘉陵江	实验—12	320	5 5	1 02	0 094	1 0	0 46
D	长江	青山港—1	638	19 14	1 37	0 0612	1 0	0 48

把训练样本数据输入网络学习运算程序, 随机地给出初始权值, 网络自动地对连接权值和节点阈值进行修正调整, 同时人为地控制隐含层神经元数目, 以优化网络的结构参数。

经调试, 模型最佳参数为输入层神经元数为 5, 隐含层神经元数为 4, 输出层神经元数为 1。程序执行了 125632 次循环后, 横向扩散系数预测模型达到稳定, 此时学习完成。将学习完成的权值作为最终确定的连

接权值调入预测运算程序, 同时输入检验样本数据, 经网络运算后就得到所需的预测结果。

2 2 模型训练与检验结果及分析

表 3 给出了 α_e -BP 模型训练检验结果以及经验公式^[2]的计算结果。经验公式为国内外多条河流多元回归分析后所得, 其表达式为^[6]:

$$\alpha_e = 0.228S^{2.78} (u^{0.245}/u^{*0.067}) (B/h)^{0.134}。$$

表 3 BP 网络模型模拟结果与公式计算结果的比较

序号	类别	河 段	实测值 (α_e)	BP 模拟值	BP 模拟误差	经验公式计算值 ^[2]	经验公式计算误差
1	训练样本	M issour	0 50	0 5309	0 0309	0 71	0 21
2		A thabasca- 1	0 75	0 6938	0 0562	0 54	0 21
3		North, Saskaf- Chew an	0 25	0 1828	0 0672	0 46	0 21
4		A thabasca- 2	0 76	0 7608	0 0008	0 54	0 22
5		A thabasca- 3	0 41	0 4547	0 0447	0 85	0 44
6		实验—1	0 63	0 6410	0 0110	0 48	0 15
7		实验—2	0 63	0 5866	0 0434	0 43	0 20
8		实验—4	0 63	0 7000	0 0700	0 46	0 17
9		青山港—2	0 78	0 8889	0 1089	0 45	0 33
10		青山港—3	0 93	0 8807	0 0493	0 42	0 51
A	检验样本	Glove, co lum bin	0 69	0 6530	0 0370	0 70	0 01
B		A thabasca- 4	0 41	0 4394	0 0294	0 85	0 44
C		实验—12	0 63	0 6710	0 0410	0 46	0 17
D		青山港—1	0 81	0 8977	0 0877	0 48	0 33

由表 3 可以看出:BP 网络横向扩散系数预测模型的计算不需要 α_e 与 B、h、u、u* 和 s 之间的具体数学关系就可进行, 既不需要分析各因素对 α_e 的影响机理和影响层次; 横向扩散系数BP 网络模型训练样本和检验样本结果与实测值的误差都较小, 且比经验公式计算结

果精确的多, 即在计算精度上是可靠的; 因此, 用BP 模型对横向扩散系数进行模拟和预测是可行的, 其结果是可信的。用BP 网络对横向扩散系数进行计算不失为一种较好的新方法。

3 结论

3.1 人工神经网络是一种高度非线性关系的映射, 网络通过学习建立起一般数学表达式难以表达的输入-输出间关系, 具有很强的映射能力; 所建立起的映射关系泛化能力强, 模拟结果可靠性高, 这一优势是传统经验公式无法比拟的。

3.2 运用BP 人工神经网络建立的横向扩散系数预测模型, 考虑了横向扩散系数与水环境的高度非线性耦合关系, 使计算更符合实际。训练稳定后的BP 网络模型对横向扩散系数的预测推断具有很好的精度, 而且算法简便, 避免了繁琐的因素参数之间影响机理和影响层次的分析, 使建模过程得以简化, 同时又不失预测结果的客观性。

3.3 横向扩散系数BP 网络预测模型采用DBD 演算法学习速率自适应技术来调整学习速度, 使网络可自动跳出局部最小, 同时可加快收敛速度, 使网络具有普遍的适应性。

总之, 运用BP 人工神经网络对河流横向扩散系数进行预测在理论上是可行的, 在实践上也有很大开发价值和实用价值, 不失为一种模拟计算横向扩散系数的新途径。

4 参考文献

- 1 傅国伟 河流水质数学模型及其模拟计算 [M] 北京: 中国环境科学出版社, 1987, 181~ 200
- 2 Fischer, H. B., List, E. J., et al, Mixing in inland and coastal waters, New York, U. S. A., Academic Press, 1979
- 3 Rutherford, J. C., River mixing, Chichester, U. K., John Wiley & Sons Ltd, 1994
- 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 沈清等 神经网络应用技术 [M] 北京: 国防科技大学出版社, 1995, 10~ 19
- 6 钟成华 长江、嘉陵江重庆段水污染控制规划研究技术分报告集 [M] 重庆: 重庆市环境科学研究、重庆建筑工程学院, 1992, 447~ 491
- 7 叶怡成 类神经网络模式应用与实务 [M] 台北市: 儒林图书公司 1995, 76~ 87

(上接第 24 页)

进提供了优厚条件, 但更重要的是给人才一个发挥的空间, 完善的人才培养、引进和使用机制是关键。

5.5 加大信息化法制、安全和宣传工作力度, 为“数字环保”的建设创造良好的软环境

应该明确信息化法制建设的机构, 开始着手系统地研究信息化建设的制度和规范问题, 制定信息工程的相关管理办法和有关信息资源、基于网络的信息服务业的管理办法。

安全问题已不容忽视, 争取国家信息安全测评认证中心的支持, 加强地区信息安全测评工作。

“数字环保”能否实现, 领导干部和广大公务员有没有信息化意识是关键。为此, 应采取措施加大信息化宣传力度。通过宣传, 使大家认识到信息化带来的不仅是技术手段的革命, 而且是生活方式、管理方式的革命, 是思想观念的革命。新的巨大的生产力将来自网络上的革命, 新的巨大的潜在市场将来自互联网。

6 结论

“数字环保”战略, 是在实现“数字环保”这一庞大的系统工程的同时, 促进了地方信息产业的发展和地方科技竞争力的提升。它需要调动各方面的积极因素投入进来。经济相对比较发达地区, 有良好的信息化基

础, 按照国家的统一规划, 国家环保总局的统一部署, 坚定信心和决心, 充分发挥地方政府、科研院所、信息企业及环保厂商的各自作用, 在发达地区的城市率先实现“数字环保”战略是有相当保障的。

7 参考文献

- 1 徐冠华, 孙枢 迎接“数字地球”的挑战 遥感学报, 1999, 3(4): 247~ 253
- 2 迟国彬, 邹春洋 “数字广东”发展战略探讨 热带地理, 2000, 20(2): 83~ 87
- 3 承继成 数字城镇浅谈 数码城市报, 2000, 8: 11~ 8
- 4 杜亚宾 西安交大长天软件公司提出“数字环保”概念 2000- 10- 8 (总第 2 期)
- 5 王心源, 郭华东 数字地球与中国的可持续发展 数码城市报, 2000 - 11- 8(总第 8 期)
- 6 阎小培 广州信息服务业增长的地域类型分析 热带地理, 1999, 19(1): 18~ 22
- 7 广州城市信息研究所有限公司 国产GIS之路 数码城市报, 2000- 11- 8(总第 8 期)
- 8 彭志良, 林奎 环境管理决策支持系统的研究 环境科学, 1996, 17(5): 48~ 52
- 9 崔侠 广州市环境管理信息与决策支持系统(GEM DSS)研究 广州环境科学, 1998, 13(3): 8~ 11
- 10 张晓东, 池天河 环境保护与经济计划决策支持系统模型研究 地理科学进展, 1999, 18(4): 306~ 315
- 11 高朗, 程声通等 中国省级环境信息系统设计 环境科学, 1997, 18(6): 73~ 80