维普资讯 http://www.cqvip.com

第19卷第1期 (7)
1999年1月
环 境 科 学 学 报
ACTA SCIENTIAE CIRCUMSTANTIAE
Vol 19, No 1
Jan., 1999

人工神经元网络对水处理系统建模适应性的研究*

田 禹[1] 王宝贞[2] 周 定[1] (1.哈尔滨工业大学应用化学系, 150001 2.哈尔滨建筑大学市政与环境工程系, 150001)

摘要 针对水处理系统的特点和研究中的难点,引入人工神经元网络的理论和思想,提出了水处理系统的神经网络分析方法.通过建立基于BP人工神经元网络的臭氧生物活性炭系统的模型,具体地考察了人工神经元网络对水处理系统建模的适应性,使水处理系统的研究迈向智能化和控制化.

关键词 人工神经元网络;臭氧生物活性炭系统;模型辨识.

Adjustability of artificial neural network in model-building of water purification system

TIAN Yu[1], WANG Baozhen[2], ZHOU Ding[1] (1. Department of Applied Chemistry, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001 2. Department of Municipal and Environmental Engineering, Harbin Architecture Institute, Harbin 150001)

Abstract A theory of artificial neutral network was proposed and applied to characterize ozonation and biological activated carbon system. Through setting up a model of ozonation/BAC system basing on BP artificial neutral network, the factors affecting ozonation/BAC system and the adjustability of the network to water purification system were discussed.

Keywords artificial neutral network, ozonation and biological activated carbon system, model-building.

1 传统水处理系统建模方法的局限性

水处理领域现有的建模方法主要有:理论模型、相似理论和因次分析方法以及经验及半经验公式.理论模型是根据系统自身的物理、化学、生物等方面的知识,利用已知的定律、定理和原理建立起的数学模型.理论模型一般可靠性高,但结构复杂,对系统本身原理知识要求较高.能完全用理论推导出的数学模型是有限的,即使通过理论推导建立了数学模型表达式,其中的一些参数也往往还要靠实验方法确定.采用因次分析方法可以不建立微分方程而直接求得相似准数,但对其水处理过程的物理实质要求较高,必须考虑参与现象的全部物理值,在某些情况下,因次分析方法可能会导致不正确的后果.采用经验及半经验公式建模的方法又叫做辨识,它利用某些先验知识建立对象模型结构,再通过输入输出数据确定模型参数.这种方法使用时受到先验知识准确性和广泛性的制约,应用中有所限制.通过上述分析我们看到这3种建

* 黑龙江省自然科学基金重点支持项目

维普资讯 http://www.cqvip.com

模方法在实际应用中都会遇到一些问题，存在各自的局限性[1]．模型具有通用性和实效性是模型最大的生命力，要真正做到这一点，根本在于开拓建立模型的环境数学理论和方法．

2 人工神经元网络在建模中的应用

作为一个广义函数逼近器，神经网络在建模方面体现出很大的优越性．其主要优点有：(1)由于神经网络本身就是一个大规模非线性的动态系统，因此非常适用于非线性系统的建模．(2) 实时辨识过程对辨识算法的快速性要求很高，许多辨识方法由于算法复杂、计算量大而很难实际应用．神经网络是由许多并行处理单元组成的，可以使用快速并行处理算法而大大提高了辨识速度．最新出现的神经网络芯片更为其实际应用提供了物质基础．(3) 神经网络用于系统建模方法简单，只需通过系统的输入输出数据即可，不需要被辨识对象的阶次结构等先验知识，是一种普遍适用的辨识方法[2,3]．

对于环境领域遇到的多变量、强耦合、非线性的特点，传统的辨识方法和优化策略显得无能为力，神经网络的出现正适应了这一要求，它强大的逼近能力正为水处理领域的建模开辟了一条崭新的途径．我们选择发展比较成熟的 BP 网络作为研究对象，把它应用到臭氧生物活性炭系统的建模研究中，切实地考察人工神经元网络对水处理系统建模的适应性．

3 基于 BP 人工神经元网络的臭氧生物活性炭系统的仿真实验研究

在臭氧生物活性炭系统中，臭氧氧化和活性炭吸附两个水处理过程相互作用相互影响，其水质处理流程图如图 1 所示．进水水质、臭氧投量、臭氧氧化时间、活性炭吸附时间、微生物量等成为整个系统的影响因素，确定它们在设计阶段作为参数所要确定的数值和在运行时要控制的范围，直接关系到系统出水水质的好坏和效能的发挥．但由于受到它们非线性关系、系统不确定因素以及为生物再生机理不清等因素的影响，描述臭氧生物活性炭系统的数学模型迄今还是空白．目前也还没有一种数学模型能够完善解释出臭氧氧化过程中，进水水质、臭氧投量、臭氧氧化时间等因素的非线性关系[4]．我们利用已有的实验数据，运用 BP 神经元网络建模．

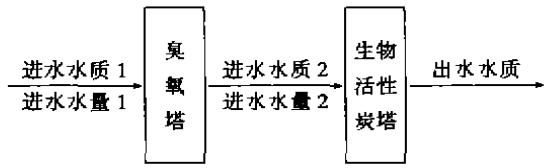

图 1 臭氧生物活性炭系统水质处理流程图

Fig. 1 The water purification circulation of ozonation biological activated carbon system

我们首先选用一个输入层节点、一个输出层节点的 3 层 BP 神经网络用于臭氧生物活性炭系统的仿真实验．实验采用的数据来自于大庆石化总厂饮用水臭氧生物活性炭系统深度净化的中试实验研究，具体数据如表 1 所示．得到的仿真曲线如图 2 所示．图 2 的(a)图表明在网络仿真过程中逼近误差 SSE(Sum Squared Error)是随着训练迭代次数 Epoch 的增加而减少的，并在网络迭代了 177 步后，网络的逼近误差小于设定的 0.01，网络收敛．图 2(b)表明网络学习步长同迭代次数之间的关系．图 2(c)表明了臭氧生物活性炭系统中臭氧投量与进水 COD_{Mn}、出水 COD_{Mn}之间的关系．

利用臭氧生物活性炭系统的预测模型可以计算出进水 COD_{Mn}值一定时，出水 COD_{Mn}与臭氧投量之间的对应关系曲线，该曲线有着很重要的实际意义．我们分别选取 6 个 COD_{Mn}值代入预测模型，结果见图 3．

维普资讯 http://www.cqvip.com

表 1　不同臭氧投量下的 COD_{Mn} 去除率

Table 1　The removal rate of COD_{Mn} with various ozone dosages

臭氧投量,	COD_{Mn}, mg/L			COD_{Mn} 去除率, %	
mg/L	原水	臭氧水	出水	臭氧水	出水
1.00	4.49	4.22	1.93	6.01	57.02
2.02	4.06	3 94	1 78	2.96	56.16
3.03	4.84	4.21	1.61	13.02	66 74
3.72	4.27	4 15	1 65	2.81	61.35
4.06	4.96	4.84	2.02	2.42	59.27
5.01	4.56	4.52	1.98	0.87	56 58
5.69	4 16	3 68	1.84	14.81	55.77
7.28	4.32	3.68	1.84	14 81	57.41
9.29	4 21	3.01	1.54	28.50	63.42
10.28	4.56	3.80	1.96	16.67	57.02
15.62	4.36	3.92	1.44	10.09	66.97

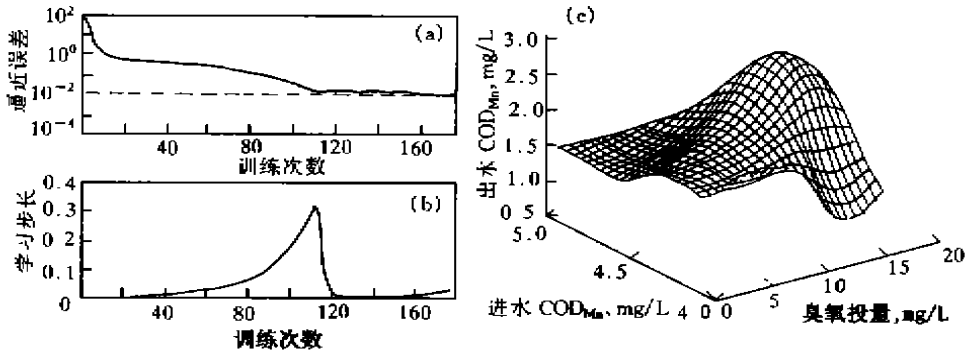

图 2　系统进水 COD_{Mn}、臭氧投量、出水 COD_{Mn} 三维图

Fig. 2　The three-dimensional diagram of influent COD_{Mn}, ozone dosages and effluent COD_{Mn}

4　仿真实验分析

分析上述仿真实验，我们得出如下结论：基于 BP 人工神经元网络的臭氧生物活性炭系统模型准确地描述了系统影响因素的关系，结果表明：(1) 臭氧投量对出水 COD_{Mn} 值的影响是随进水 COD_{Mn} 值的不同而不同的，即增加臭氧投量并不一定会使出水 COD_{Mn} 值降低，有时反而会使它增高. (2) 可以臭氧生物活性炭系统中进水 COD_{Mn}、臭氧投量、出水 COD_{Mn} 三者之间关系的预测模型，求得比较经济的臭氧投量. 如图 3 所示，当进水 COD_{Mn} 值为 4.24 时，最好的臭氧投量为 3 mg/L，这时臭氧生物活性炭系统出水 COD_{Mn} 值为 1.75 mg/L，当臭氧投量增至 10 mg/L 时，虽然会使系

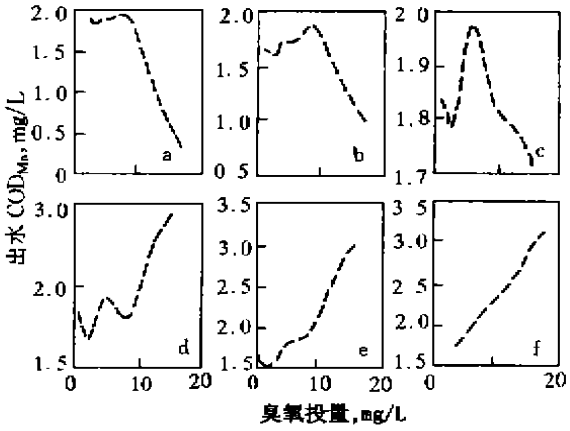

图 3　臭氧生物活性炭系统中入水 COD_{Mn} 一定时，臭氧投量对出水 COD_{Mn} 的影响

(图中进水 COD_{Mn} 量(mg/L)分别为：(a) 4.06；(b) 4.24；(c) 4.42；(d) 4.60；(e) 4.78；(f) 4.86)

Fig. 3　The influence of ozone dosages on effluent COD_{Mn} when influent COD_{Mn} is stable

维普资讯 http://www.cqvip.com

统出水 COD_{Mn}值降至 1.5 mg/L，但无疑会使投资过大，并不经济.(3) 分析臭氧投量与出水 COD_{Mn}值的关系，表明在低臭氧投量时，臭氧只能氧化原水中很少一部分有机物，因此适量增加臭氧投量会使出水 COD_{Mn}值减少，但随着臭氧投量的增加，由于臭氧会将原水中的大分子有机物氧化分解为小分子量的中间产物，因而具有较高的值且不易被活性炭吸附，反而使出水 COD_{Mn}值增高.

总结完成的基于 BP 人工神经元网络臭氧生物活性炭系统仿真实验，可以看到：BP 网络的性能主要取决于网络的层数(三层还是多层)，网络输入层、中间层、输出层的节点数目，网络的学习速度及初始权值.网络的输入层和输出层节点数比较容易确定，分别等于输入变量和输出变量的个数，如在本次仿真实验中输入变量为臭氧投量和进水 COD_{Mn}值，输出变量为出水 COD_{Mn}值，因此网络的输入层和输出层节点数分别为 2 和 1；但网络中间层节点数和网络的学习速度及初始权值则是自由度比较大的参数，目前还不能通过明确的解析形式确定，需要通过设计者的经验和实际情况选择.因此，在证明人工神经元网络对水处理系统建模有效性的基础上，进一步针对水处理系统的特点，改进传统的 BP 神经网络的结构和算法，以期网络能够根据不同的逼近对象和训练数据，对网络进行优化设计，对辨识结果的置信度进行理论分析，这将是我们今后的研究方向.

5 结论

1.本研究将人工神经元网络的理论与方法引入到水处理系统的研究中，使水处理的研究迈向智能化和控制化，是对环境数学领域的一次拓宽.

2.根据人工神经元网络具有的分布式信息存储、并行处理及自组织、自学习的特点，建立了基于人工神经元网络的水处理系统预测模型，克服了运用传统方法建模的不足：(a) 运用该方法通过系统输入与输出数据即可建立较为准确的模型，模型的通用性及时效性只取决于实验数据的广泛及准确；(b) 运用该方法建立的模型对于不同的水质条件可做出准确的预测，能够为工程设计人员提供设计参数，为实现水处理的在线控制提供了一条可行的途径.

3.运用 BP 人工神经元网络建立的水处理系统的模型具有良好的泛化能力，适用于水处理系统的模型辩识.

参 考 文 献

1 叶常明.水环境数学模型的研究进展.环境科学进展，1993，1(1)：74—78

2 Hopfield J J, Tank D W. Neural computation of decision in optimization problems Bio Cybern, 1985, (52): 92—97

3 Hush D R, Horne B G. Progress in supervised neural networks: what's new since lippmann. IEEE Signal Progress Magazine, 1993, 10(1): 8—39

4 Wang B Z. The efficacy and mechanismof removal of orgatic substances from water by ozone and activated cabon. Water Science and Technology, 1989, (1): 63—67

1997-11-28 收到原稿

1998-03-25 收到修改稿