

基于BP 人工神经网络的 臭氧生物活性炭系统建模研究^①

⑧
20-27

田 禹
(哈尔滨工业大学)

王宝贞
(哈尔滨建筑大学)

周 定
(哈尔滨工业大学)

TU891.2

摘 要 针对臭氧生物活性炭系统的特点和研究中的难点,创新地引入人工神经网络的理论和思想,提出该过程的人工神经网络的分析方法。通过建立基于BP 人工神经网络的臭氧生物活性炭系统模型,考察该网络对水处理系统建模的适应性,探讨了臭氧生物活性炭系统中影响因素之间的关系,为提高臭氧生物活性炭系统的应用水平和实现水处理系统的在线控制提供了一条可行途径。

关键词 BP 人工神经网络;臭氧生物活性炭系统;建模

净水工艺

引言

随着饮用水源污染的加剧和饮用水质标准的提高,臭氧生物活性炭系统日益受到关注与重视。但是系统还存在着一些问题,目前关于这一系统的理论分析还不够深入统一,还没有一个以生物化学为基础的理论体系;关于各控制量(臭氧投量、臭氧塔停留时间、活性炭塔停留时间、进水水质)对指标因素 COD_{Mn} 、pH 值、细菌总数等的影响还没有一个严格的环境数学描述;由于物理化学机制的欠缺和系统非线性强耦合的特点,使得传统的建模方法难以适应。因此,使得臭氧生物活性炭系统在实际应用中遇到许多问题。

为了提高臭氧生物活性炭系统的应用水平,促进其工程实践应用,加强对系统设计和运行控制环节的研究显得极为重要,而实现系统模型辨识和系统仿真是研究系统设计和运行控制问题最有效的手段。

在寻找对臭氧生物活性炭系统建模方法时,根本在于开拓建立环境模型的环境数学理论和方法。我们创新地引入人工神经网络的理论和方法,并把发展成熟的BP 人工神经网络用于臭氧生物活性炭系统的建模研究中,以便深入探讨系统影响因素的关系,使水处理系统的研究迈向智能化和控制化。

1 BP 网络的结构及基本原理

在多种人工神经网络中,BP 网络是最基本的一

种,典型的BP 网络如图1所示。^[1]从图中可以看到,BP 网络是由输入层、输出层和隐含层组成的,各层结点之间由可调权值 W 相连接。BP 网络的隐含层和各结点的数目,需要根据具体应用情况依靠经验选择,隐含层节点函数通常选择为Sigmoid 函数 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$,网络的学习算法应用梯度下降原理。

BP 网络的学习就是通过调整权值得每一次样本训练误差 E 最小。根据梯度下降原理,权值调整应沿着误差的负方向,因此BP 网络最后总能使误差达到要求,网络收敛。为了保证学习过程的稳定和收敛,学习速度 α 必须取远小于1的值,这就造成了传统的BP 网络逼近速度慢。

传统的逼近方法由于普遍存在精度差,需要被逼近函数的某些先验知识等缺点,而不适合大规模的非线性系统的函数逼近。BP 神经网络作为一种广义的函数逼近器,则不存在上述缺点,它是一种非参数形式的逼近模型,只需提供输入输出数据就可以达到其在 I/O 关系上的拟合。Hecht-Nielsen 从函数逼近的角度严格地证明了具有足够多隐含层的三层以上BP 神经网络,可以以任意精度逼近一个属于 L_2 上的非线性函数,这一结论为BP 神经网络在系统辨识与模式识别中的应用奠定了坚实的基础^[2]。但BP 的结构需要依靠经

① 黑龙江省自然科学基金重点支持项目

验选择, BP 网络的非线性优化方法使得网络不可避免地要存在局部极小等, 也是在实际应用中要具体遇到的问题。

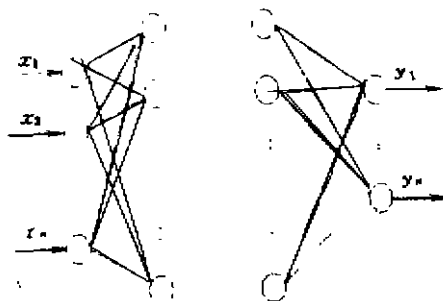


图1 BP网络的基本结构

2 臭氧生物活性炭系统流程图和实验样本数据

图2为臭氧生物活性炭系统水质处理流程图, 以 COD_{Mn} 值为衡量水质好坏的指标, 具体实验数据如表1。

表1 臭氧生物活性炭系统中不同臭氧投量下的 COD_{Mn} 的去除率(%)

臭氧投量 (mg/L)	COD_{Mn} (mg/L)			COD_{Mn} 去除率(%)	
	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

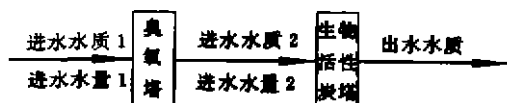


图2 臭氧生物活性炭系统水质处理流程图

3 基于BP神经网络的预测模型和控制模型

首先提出BP神经网络的辨识结构图, 如图3。图中的输出量包括两部分, 一部分是进水水质的指标, 主要有浊度、色度、pH值等; 一部分是水质处理控制量, 主要有臭氧投量、臭氧塔中的水力停留时间、生物活性炭塔的水力停留时间等。输出量为出水水质指标。

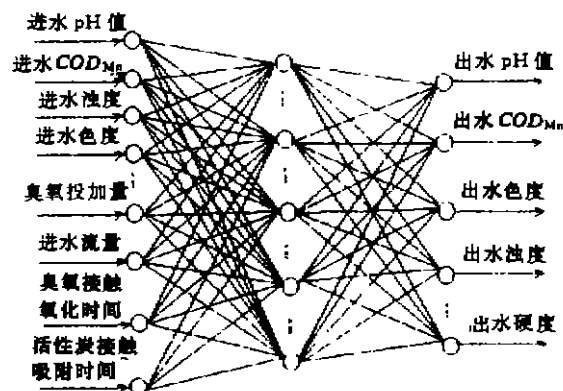


图3 基于BP神经网络的水处理预测模型

BP神经网络的作用是在给定进水水质和水质控制量的前提下, 对出水水质进行预测。通过BP网络的实际输出与真正水质处理过程的出水水质进行比较, 误差 e 利用BP学习算法对网络的权值进行调整, 以达到 e 为最小, 即神经网络的输出数据与真实的出水水质指标尽可能相似的目的。网络的训练数据可以通过实际的实验数据获得, 在神经网络训练完毕以后它就可以作为水质处理过程的预测模型。对未做实验的进水水质和水质控制量, 通过神经网络本身具有的逼近能力以及内差和外推能力就可预测其出水水质, 这样可有效地避免大量繁复的人工实验及数据分析, 节省了人力, 提高了效率。

求取水质的控制量可以看成是上述问题的逆问题, 即给出进水水质和期望的出水水质, 求取相应合适的控制量。在传统方法中仍然需要人工通过做实验反复验证最终确定, 我们提出一个水质处理的控制神经网络模型, 其辨识结构如图4所示。

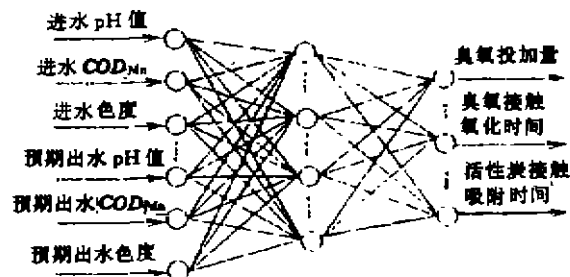


图4 基于BP神经网络的水处理控制模型

4 基于BP神经网络的仿真实验

为了验证BP神经网络模型实用性, 具体选用一个输入层结点、输出层结点的三层BP神经网络, 用于实现臭氧生物活性炭系统的仿真实验。由于网络的训练样本数并不是很多, 过大规模的网络模型又会使收敛速度减慢, 因此中间层结点数定为10~20个, 采用自

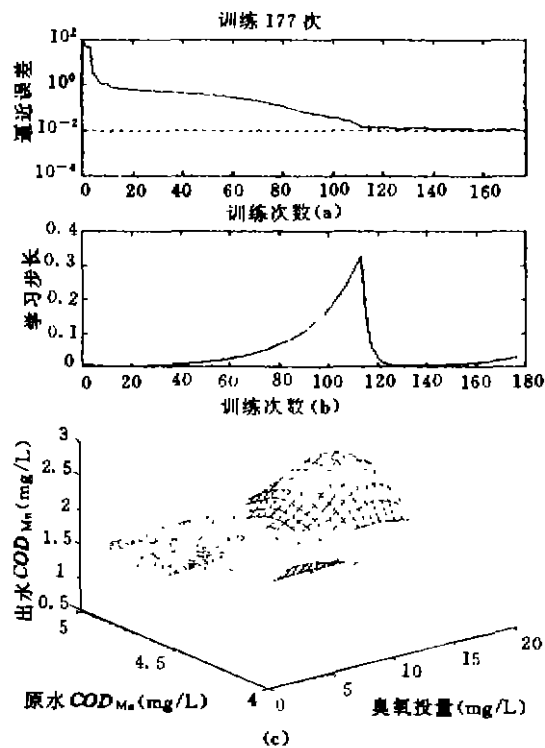


图5 基于BP网络的臭氧生物活性炭系统预测模型

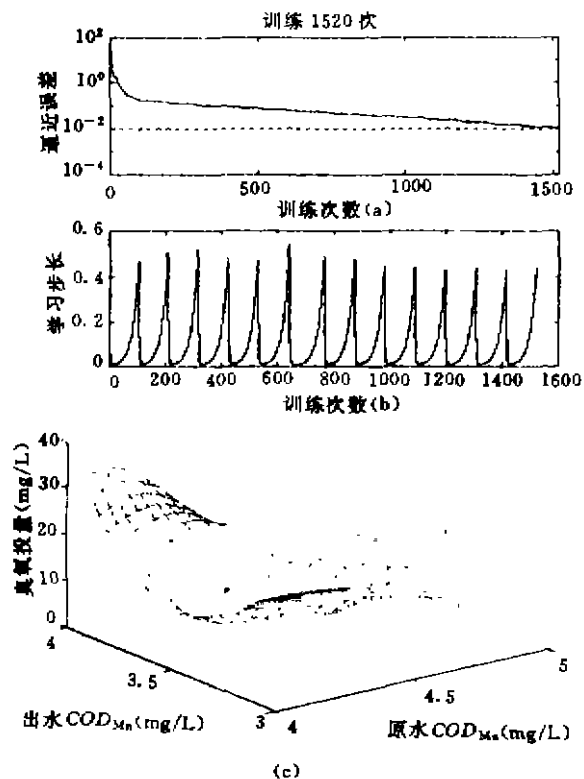


图6 基于BP网络的臭氧生物活性炭系统控制模型

适应变步长快速学习算法,并将网络的预期逼近误差预先定为0.01,实验采用的数据如表1,得到的仿真曲线如图5和图6。

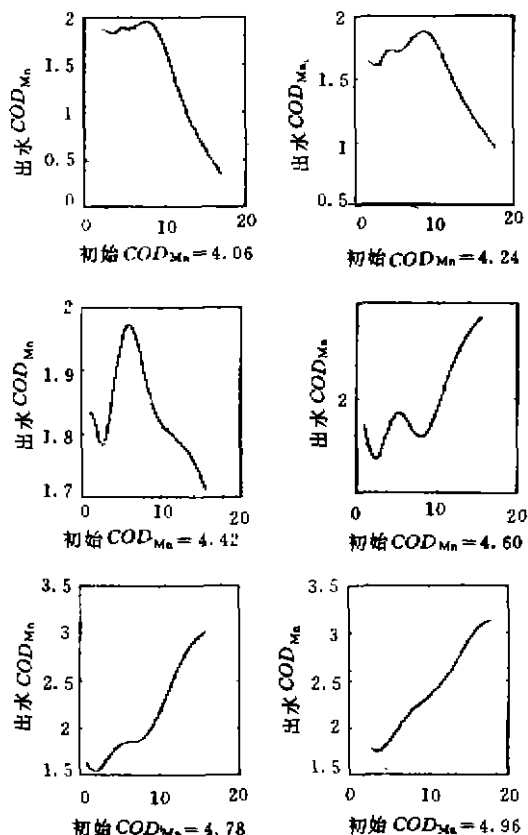
图7 进水 COD_{Mn} 一定时臭氧投量对出水 COD_{Mn} 的影响曲线

图5和图6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,并在网络迭代了多少步后,网络收敛。(b)图表明网络学习步长同迭代次数之间的关系。(c)图是以原水的 COD_{Mn} 值为 X 轴,以臭氧投量为 Y 轴,以臭氧氧化单元出水的 COD_{Mn} 值为 Z 轴的人工神经网络的三维图,它表明了臭氧生物活性炭系统中臭氧投量与进水、出水 COD_{Mn} 之间的关系。

从分析得到的仿真曲线可以看到:

① 基于人工神经网络的臭氧生物活性炭模型,由于BP人工神经网络具有良好的泛化能力,可以在计算机上实现对设计参数的选取过程,节省了人力、物力,提高了效率。

② 可以根据预测模型,方便快速地求出在给定进水 COD_{Mn} 和臭氧投量的条件下出水 COD_{Mn} 值;也可以求出在给定进水 COD_{Mn} 的条件下,使出水 COD_{Mn} 达

提高 A²/O 工艺总体处理效果的措施

姜金生 谢水波

(中南工学院)

x703

9
27-30

摘要 较详细地论述了 A²/O 工艺机理和影响因素,提出了提高 A²/O 工艺整体处理效果的措施,最后介绍了改进的 A²/O 工艺设计实例的工艺技术特点。

关键词 A²/O 工艺;生物脱氮除磷;城市污水;污水处理

1 影响 A²/O 工艺整体处理效果的因素及其分析

1.1 污水中生物降解有机物对脱氮除磷的影响

可生物降解有机物对脱氮除磷有着十分重要的影响,它对 A²/O 工艺中的三种生化过程的影响是复杂的、相互制约甚至是相互矛盾的。

在厌氧池中,聚磷菌本身是好氧菌,其运动能力很弱,增殖缓慢,只能利用低分子的有机物,是竞争能力

很差的软弱细菌。但由于聚磷菌能在细胞内贮存 PHB 和聚磷酸基,当它处于不利的厌氧环境下,能将贮藏的聚磷酸盐中的磷通过水解而释放出来,并利用其产生的能量吸收低分子有机物而合成 PHB,在利用有机物的竞争中比其它好氧菌占优势,聚磷菌成为厌氧段的优势菌群。因此,污水中可生物降解有机物对聚磷菌厌氧释磷起着关键性的作用。所以,厌氧池进水中溶解性

到最小的臭氧投量。

③ 可以根据预测模型求出表示三维图“曲率”的曲线,该曲线即反映在进水条件一定时,臭氧投量对处理效果的影响程度,这样可以得到比较经济的臭氧投量。图 7 是根据基于 BP 人工神经网络的臭氧生物活性炭系统预测模型计算出的当进水 COD_{mn} 一定时,臭氧投量对出水 COD_{mn} 的影响曲线。

④ 用人工神经网络建立水处理系统的控制模型与建立预测模型相比,两者使用的算法、训练网络的数据样本均相同,所不同的是网络输入量和输出量的含义不同。控制模型能够更方便和快速地求出系统的控制参数,这对实时性要求很高的在线控制有指导意义,而预测模型对设计参数的选取有意义。

5 结论

① 运用 BP 人工神经网络建立的水处理系统预测模型和控制模型,具有良好的泛化能力,适用于水处理系统模型辨识。

② 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。

③ 运用该方法建立的预测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;建立的控制模型能够对控制变量进行优化组合,使系统的处理效果达到要求,为实现水处理的在线控制提供了一条可行的途径。

④ 基于 BP 人工神经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,根据建立的模型可以得到比较经济的臭氧投量。

6 参考文献

1. D R Hush, B G Horne. Progress in Supervised Neural Networks; What's new since Lippmann, IEEE Signal Processing Magazine, 1993; 10(1): 8-39.
2. Taylor J G. Neural network Applications, Springer-Verlag, 1992.

作者简介:田禹 环境工程专业博士后

通讯处:150008 哈尔滨南岗区海河路 202 号

哈尔滨建筑大学市政环境工程学院

(收稿日期 1997-12-03)