

文章编号:1006-7329(2002)02-0066-04

人工神经网络在油漆废水 混凝氧化处理建模中的应用*

豆俊峰, 邹振扬, 高俊敏

(重庆大学 城市建设与环境工程学院, 重庆 400045)

摘要:利用改进的B-P算法,对油漆废水混凝氧化处理系统建立了人工神经网络模型,并利用该模型拟合、预测了一些实验数据。结果表明,模型的计算值与实测数据之间的误差很小,而且能正确反映各影响因素作用的内部机理。

关键词:人工神经网络; 混凝氧化处理; 油漆废水; 模型

中图分类号:X703

文献标识码:A

油漆废水(主要指涂料废水)主要含有大量纳米级超细的无机物(如钛白粉、高岭土和各种有色颜料等)及用作增稠剂的各种高分子有机化合物,该类废水组成复杂、悬浮物含量高,颜色深,而且所含的许多有机物很难生物降解,污染性强。近20年来,Fenton试剂在饮用水、生活污水、工业废水的处理中得到了广泛应用^[1]。由于混凝氧化法具有成本较低、操作简单而有效等特点,已成为某些废水处理的重要手段。将混凝氧化法用于处理油漆废水,国内外环境研究者已进行了大量研究^[2,3]。

为了提高混凝氧化处理效果,促进其工程实践应用,加强对各种影响因素在运行时要控制的范围的研究显得十分重要。为此,人们期望利用已得到的实验数据能找出处理效果与各种影响因素之间的关系,从而得到各影响因素的最佳值以及能对系统未来的状态进行预测。但由于混凝氧化处理效果与各影响因素之间的关系很复杂,往往难于用函数关系式准确表达,而且用数理统计方法建立的关系式也难于置信。

人工神经网络(Artificial Neural Network,ANN)是80年代迅速崛起的一种新型的“黑箱”方法,它不需要了解输入输出之间的相互关系,不要求分析对象满足一定的模型和规律,并且其自学习功能能够“记忆”样本所含的信息,非常适用于非线性系统的建模研究。本文将利用ANN对油漆废水混凝氧化处理系统建立起数学模型,以便深入探讨各影响因素间的关系,为系统的优化设计提供依据。

1 理论与方法

1.1 人工神经网络——“反向传播”模型

在ANN诸多模型中,误差反向传播网络(Back Propagation Network,简称B-P网络)是人们认识最清楚、应用最广泛的一类模型。它分为输入层、隐含层和输出层,每一层有若干个神经元,不同层次之间的神经元由不同的权值进行单向连接,层内神经元相互独立,每层神经元在节点处仅接受前一层的输出。BP网络算法的核心是基于最小均方(LMS)算法的广义Delta算法。网络通过Delta算法学习训练数据集,自适应地学习,调整和完善各神经元之间的连接权值和阈值,使输出达最佳值。

* 收稿日期:2001-11-15

基金项目:重庆市科委重点软课题资助项目[渝科委计1998(11)154号]

作者简介:豆俊峰(1975-),男,河南淮阳人,博士生,主要从事人工神经网络、水污染治理、环境评价与管理研究。

BP网络的学习过程由正向传播和反向传播两个阶段组成。首先,输入信息从输入层经过隐含层至输出层,并计算出各单元的实际输出值;其次,把输出层的输出值与期望值进行比较,若不能得到误差范围允许的输,则采用梯度下降算法,将输出信号的误差沿原来的传输通道返回,从后向前不断地修改各层神经元的权值和阈值,使得误差趋向最小,直至满足误差要求。

1.2 B-P网络算法的改进

标准的B-P算法由于采用最速下降法来搜索最优解,它不能保证ANN的误差函数收敛到全局最优解,另外,它的收敛速度很慢,因此在实际应用中很难胜任。本文采用了扩展的Delta-Bar-Delta算法^[4],该算法中附加的动量项可防止网络振荡,保证训练过程的稳定,同时采用黄金分割法对学习率进行不精确的一维搜索(具体过程将另文讨论),提高了网络训练的速度,并增加了算法的可靠性。

1.3 样本的选取及处理

根据文献[3]的实验数据(表1),从中随机选取一组数据作为预测样本以检验网络学习的性能,其余的组成训练样本。为保证网络对样本具有足够的输入敏感性和良好的拟合性,要求样本的输入输出限制在[0.1,0.9]之间。本文采取如下变换(设向量为 V_0 ,标准化后的向量为 V):处理时间, $V = V_0/150$;氧化温度, $V = V_0/100$;pH值, $V = V_0/5$;H₂O₂投加量, $V = V_0/50$;去除率以小数来表示。

表1 混凝氧化法处理油漆废水的实验数据

实验编号	处理时间 (min)	氧化温度 (ml/l)	pH值	H ₂ O ₂ 投加量 (mg/l)	去除率 (%)
1	30	30	3	10	19.64
2	30	50	2	20	64.07
3(*)	30	80	1	30	76.15
4	60	30	2	30	59.00
5	60	50	3	10	66.36
6	60	80	1	20	68.97
7	90	30	3	20	70.92
8	90	50	1	30	67.34
9	90	80	2	10	62.76

注:*被选为预测样本。

1.4 网络参数的设定

拓扑结构选用4-4-1体系,即4个输入节点,4个隐层节点,1个输出节点。学习步长的搜索范围为(0,2.1),动量因子取为0.35,收敛条件为目标误差<0.0001,权重矩阵和阈值矢量的初始值为(-1,+1)内的随机数。

2 结果分析与讨论

2.1 样本训练结果

用Turbo C语言编制的B-P网络模型对学习样本训练38200次满足目标误差要求,训练完成后的权值和阈值见表2。确定了B-P网络各节点间的连接权值及阈值,便确定了油漆废水混凝氧

表2(a) 网络训练完成后的权重和阈值(隐含层各节点至输入层各节点及输出层节点的权重)

隐含层节点	1	2	3	4
X_1	5.478 0	0.787 3	0.068 1	1.005 4
X_2	7.050 4	-0.657 0	0.214 3	-0.226 5
X_3	-0.806 6	-2.493 2	0.058 0	-1.679 6
X_4	-0.026 0	1.108 8	-3.448 2	-1.353 9
输出层节点	5.923 3	-2.376 6	-3.027 4	-2.991 5

表2(b) 网络训练完成后的权重和阈值(隐含层各节点及输出层节点的阈值)

隐含层各节点	1	2	3	4	输出层节点
阈值	2.499 5	0.619 5	0.104 7	-0.638 0	2.254 3

化处理系统的人工神经网络模型。由于神经网络本身的逼近能力以及内差和外推能力,因此运用该 ANN 模型通过输入各设计参数的值,就可预测出处理效率,这样可有效地避免大量的实验和操作,节省了人力,提高了效率。

2.2 模型拟合及预测精度的检验

利用训练好的神经网络模型,对表1中的样本集进行拟合与预测,将计算结果与实验值比较(表3)。

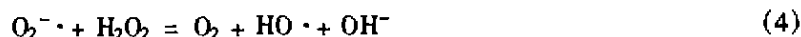
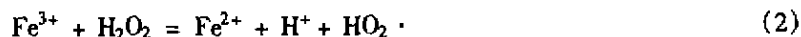
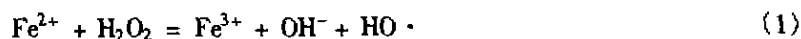
表3 ANN模型对实验数据的拟合与预测结果

	实验编号	实验值 η	拟合或预测值	绝对误差	相对误差(%)
训练组	1	0.196 4	0.196 7	0.000 3	0.15
	2	0.640 7	0.636 8	-0.003 9	-0.61
	4	0.590 0	0.593 0	0.003 0	0.51
	5	0.663 6	0.669 6	0.006 0	0.90
	6	0.689 7	0.689 2	-0.000 5	-0.07
	7	0.709 2	0.703 4	-0.005 8	-0.82
	8	0.673 4	0.675 1	0.001 7	0.25
	9	0.627 6	0.626 6	-0.001 0	-0.16
	预测	3	0.761 5	0.792 0	0.030 5

由表3可以看出,ANN模型在拟合及预测时的绝对误差和相对误差均比较小,因此该模型是可靠的。由于在油漆废水混凝氧化处理系统中,各因素对处理效率的影响并不独立,存在着相互作用,而人工神经网络能自动考虑各因素间的相互影响和作用,所以ANN模型在拟合及预测时可以得到满意的效果。

2.3 各影响因素的显著性次序分析及机理探讨

神经网络的输出值在中间状态点(即各输入向量的平均值)对四个影响因子的偏导数分别为: $(\eta)/(\text{时间})=0.049$, $(\eta)/(\text{温度})=0.416$, $(\eta)/(\text{PH值})=0.413$, $(\eta)/(\text{H}_2\text{O}_2\text{投加量})=0.454$ 。根据偏导数的大小可得到四个因素对处理效率影响的显著性次序为: H_2O_2 投加量>反应温度>pH值>反应时间,且均为正影响。由此可知, H_2O_2 投加量的影响最为显著,这主要是由于溶液中 H_2O_2 的量增加,在 Fe^{2+} 作用下可生成更多的具有极强氧化性的小分子活性物种($\text{HO}\cdot$ 、 $\text{HO}_2\cdot$ 、 $\text{O}_2^{\cdot-}$ 等):



它们可与废水中的有机物发生反应,使其分解或改变其电子云密度和结构,利于凝聚和吸附过程的发生。随着反应温度的升高,反应物分子运动加快,平均动能增大,微粒间的范德华力增强,从而使高度松散的微粒体系变得不稳定而发生沉淀。当pH值过低时, H_2O_2 的分解速度很慢,产生的自由基少,因此适当地增大PH值可提高 $\text{HO}\cdot$ 等活性物种的产量,加快有机物的分解。但是按照经典的Fenton试剂反应理论,当pH值超过6以后,再增大pH值不仅抑制了 $\text{HO}\cdot$ 的产生,而且使溶液中的 Fe^{2+} 以氢氧化物的形式沉淀而失去催化能力,从而降低了处理效率。由 $(\eta)/(\text{时间})$ 的值很小可知,当反应达到一定时间以后,去除率基本维持稳定,欲使处理效率进一步提高,必须通过改变反应条件或引入新的催化剂来实现。

4 结论

1) ANN模型可以对各影响因素在不同水平下做出准确的拟合与预测,能够在计算机上对设计参数的选取过程,节省了人力、物力,提高了效率。

2) ANN模型自动地考虑了各影响因素间的相互作用,较为客观地体现了各影响因素对混凝氧化处理效果作用的大小,正确反映了各影响因素作用的内部机理。

3) 运用ANN通过系统的输入与输出数据即可建立较为准确的模型,克服了传统方法建模的不足,模型的通用性及时效性只取决于实验数据的广泛性及准确性。而且本文的方法对于其他类似问题的解决具有推广意义。

参考文献:

- [1] 刘勇弟,徐寿昌.几种Fenton试剂的氧化特性及其在工业废水处理中的应用[J].上海环境科学,1994,13(3):26-28.
- [2] 彭玉凡,陈卫国,朱锡海,等.油漆废水处理技术的试验研究[J].工业水处理,2000,20(1):13-16.
- [3] 张慧春,闫爱军,李俊文,等.混凝沉淀——化学氧化法处理喷漆废水[J].工业水处理,2000,20(2):9-11.
- [4] 袁曾任.人工神经网络及其应用[M].北京:清华大学出版社,1999.

Application of Artificial Neural Network in Modeling Paint Waste Water Treated by Coagulation Oxidation Process

DOU Jun-feng, ZHOU Zhen-yang, GAO Jun-min

(Department of Applied Science and Technology, Chongqing University, Chongqing 400045, China)

Abstract: An artificial neural network (ANN) model was established based on data of paint waste water treated by coagulation oxidation process, using the improved back propagation algorithm. The model was then used to fit and predict some experimental data. The results indicated that the errors between computed data and experimental data were much small. Furthermore, the ANN model could correctly reflect the mechanism of some factors which affected the efficiency of paint waste water treatment.

Keywords: artificial neural network; coagulation oxidation treatment; paint waste water; model