

基于 BP 神经网络的线路板废水处理研究

关成立^{1,2}, 杨岳¹, 陈兴汉^{1,3}

(1. 阳江职业技术学院 网络信息中心, 广东 阳江 529500;

2. 广东技术师范学院 计算机科学学院, 广东 广州 510665;

3. 中山大学 生命科学学院, 广东 广州 510275)

摘要:为了缩短印制线路板产业(PCB)废水处理的调试周期,控制化学试剂用量,节约能源,采用反向传播(BP)神经网络训练并建立了线路板废水处理的神经网络模型。以混凝沉淀水处理工艺的5个主要影响因素作为输入层参数,以出水水质指标作为输出层参数,设置单隐含层。将10组调试数据作为训练样本,网络运行得到的系统误差为0.000 999 96,将3组调试数据作为预测样本,网络预测值与实际数据值吻合较好。说明该网络具有较好的泛化能力,能很好地对在不同水质参数下线路板废水的处理效果进行预测,在达到所要求的水处理效果的基础上,降低进水水量及水质变化系数较大等不利因素的影响,合理投加化学试剂,使水处理系统在最优的状态下安全、稳定、低成本及高效率运行。

关键词:BP神经网络;线路板废水;化学试剂;处理;训练;预测

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)08-0194-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.08.041

Research on Wastewater Treatment Process of Printed Circuit Board Based on Neural Network

GUAN Cheng-li^{1,2}, YANG Yue¹, CHEN Xing-han^{1,3}

(1. Network Information Center, Yangjiang Vocational and Technical College, Yangjiang 529500, China;

2. School of Computer Science, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510665, China;

3. School of Life Sciences, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275, China)

Abstract: In order to shorten the debugging cycle of wastewater treatment in Printed Circuit Board (PCB) production, control the chemical reagent consumption and save energy sources, Back Propagation (BP) neural network is trained and built for PCB wastewater treatment. The five key influential factors on coagulation water treatment technology are regarded as characteristic input vectors, and the effluent quality index as output vectors. The debug data are divided into train group and prediction group. Running the BP neural network, the system error is 0.000 999 96 and the network prediction is in good agreement with the actual data values, showing the precision and the generalization of network is good. Based on the wastewater treatment efficiency, the BP neural network provides a window to reduce the effect of unfavorable factors such as the influent water quantity and quality, adding the chemical reagent reasonably, ensuring the smooth operation of the system, minimizing the operation costs and improving the treatment efficiency.

Key words: BP neural network; PCB wastewater; chemical reagent; treatment; training; prediction

0 引言

随着社会的信息化,电子工业飞速发展,印制线路板产业(PCB)作为电子业的基础之一,每年以10%~20%的速度在递增,其复杂的制程产生了许多废弃物和废水^[1]。而近年来公民环保意识的提高、环保法律

法规的日益严格以及国际认证ISO14000的推出和推广,使PCB业环保问题成为其发展的一个掣肘,其中废水处理则是重中之重,一方面需维持废水的排放达标,另一方面,又要考虑其水处理成本的节减。由于线路板废水一般分为磨板废水、普通含铜废水、络合铜废

收稿日期:2014-09-30

修回日期:2014-12-30

网络出版时间:2015-07-21

基金项目:广东省“十二五”规划课题(2012JK312);2013年广东省教指委教改项目(K0155206);阳江职业技术学院教改课题(2013jgyb02);广东大学生科技创新培育专项资金项目

作者简介:关成立(1983-),男,讲师,工程师,在读硕士,研究方向为系统控制。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150721.1453.068.html>

水、油墨废水、电镀废水以及有回收价值的含铜废水六大类,一般采用分质处理法,且主要应用化学法去除废水中的铜离子^[2-3]。但由于水质差异较大,不同废水的反应条件亦不同,处理系统具有复杂性、非线性和滞后性等特点,很难用传统的分析方法获得精确的数学模型,因此传统的控制方式很难对处理过程提出很好的控制方案,达到水处理效果所需的各种混凝沉淀试剂以及不同的化学物料配比就需要长期的调试及进出水水质监测。因此,如果能对出水水质指标进行准确的预测,寻找并快速确定较好的处理途径,达到预期目的和降低成本,将有助于 PCB 业避免浪费,缩短调试周期,提高经济效益,具有重要的现实意义。

人工神经网络(ANN)是一种非线性模拟技术,其中反向传播神经网络(BP)具有很强的自学习、自组织、自适应及自推理能力,它通过对简单的非线性作用函数的复合进行映射,可以表达复杂的现象,将它应用于水处理等环保、化工领域,可以克服传统评价方法在处理非线性问题中的实际困难^[4-7]。因此,文中基于珠海某多层线路板有限公司废水处理的运行数据,运用 BP 神经网络对不同水处理参数的出水水质指标进行预测。

1 BP 神经网络简介

1.1 BP 学习算法

BP 学习算法是 Rumelhart 等在 1986 年提出的,是基于梯度下降原理的一种对误差函数而言的负梯度优化方法^[8]。它是一种监督式的导师型学习算法,类似于生物神经网络的信息处理和模式分类的自学习特性。对于每次模式样本的输入,网络输出端都有一个对应的指导信号与其属性相匹配。基于网络输出端监督信号与实际输出的某种目标函数准则,通过不断调整网络的连接权值,使得网络输出端的输出与监督信号的误差逐渐减小到要求的限度内。多层感知器神经网络所应用的 BP 算法的学习过程由两部分组成:信息的正向传播与误差的反向传播。在正向传播过程中,输入模式从输入层经过隐层神经元的处理后,传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元状态。如果在输出层得不到期望的输出,则转入反向传播,此时误差信号从输出层向输入层传播并沿途调整各层间连接权值和阈值,以使误差不断减小,直到达到精度要求。该算法实际上是求误差函数的极小值,它通过多个样本的反复训练,并采用最快下降法使得权值沿着误差函数负梯度方向改变,并收敛于最小点。

使用 BP 算法的人工神经网络在各门学科领域中都有很重要的应用。据统计,80%~90% 的神经网络模型采用 BP 神经网络或者它的变化形式^[9]。BP 神经

网络是前向网络的核心部分,体现了神经网络中最精华的部分。但由于 BP 网络采用的是沿梯度下降的搜索求解算法,这就不可避免地出现了网络学习收敛速度慢,以及容易陷入局部极小等问题。为此,众多研究者提出了各种改进方法,包括附加动量项、调整学习率和动量项以及改进作用函数等,在不同程度上提高了学习速度,加快了网络的收敛,避免陷入局部极小。

1.2 BP 神经网络结构

BP 神经网络的产生归功于 BP 算法的获得,而 BP 算法对神经网络的结构非常敏感,其算法本身并没有从理论上解决网络结构的设置问题,到目前为止,所有应用 BP 算法的网络结构都是根据经验确定的。一般地,BP 神经网络有一个输入层、一个输出层和一个或多个隐含层,各层神经元仅与相邻层神经元之间相互全连接,同层内神经元之间无连接,各层神经元之间无反馈连接,构成具有层次结构的前馈型神经网络系统。单计算层前馈神经网络只能求解线性可分问题,能够求解非线性问题的网络必须是具有隐层的多层神经网络。基于隐层在神经网络中对模式空间可进行超平面或超曲面划分的作用, m 维的输入模式可映射到任意 n 维的输出模式。根据对象的复杂程度,选择适当的网络结构及隐含层数,就可以实现从输入空间到输出空间的任意非线性函数的映射^[8]。

一个典型的三层感知器神经网络拓扑结构如图 1 所示。

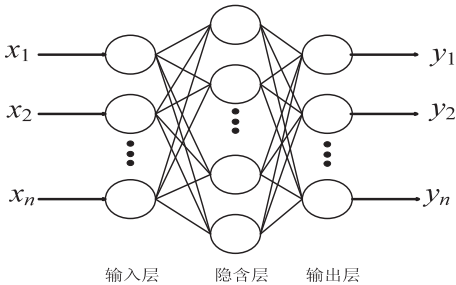


图 1 三层感知器神经网络拓扑结构

1.3 基于 MATLAB 的 BP 神经网络工具箱

MATLAB(即矩阵实验室)是美国 MathWorks 公司出品的数学软件,用于算法开发、数据可视化、数据分析以及数值计算的高级技术计算语言和交互式环境,由一系列工具组成。其中的神经网络工具箱是以神经网络理论为基础,用 MATLAB 语言构造出典型神经网络的工具函数,而且许多工具采用的是图形用户界面,包括 MATLAB 桌面和命令窗口、历史命令窗口、编辑器和调试器、路径搜索以及用于用户浏览帮助、工作空间、文件的浏览器。该界面所提供的主要的 BP 网络分析与设计函数如表 1 所示。用户可根据需要调用工具箱中的相关函数设计不同的 BP 神经网络,并对其性能进行评价^[8,10-11]。

表 1 常用的 BP 神经网络工具箱函数

函数类型	函数名称	函数功能
创建函数	newff	创建一前馈 BP 网络
	newcf	创建一多层前馈 BP 网络
	newffdl	创建一前馈输入延迟 BP 网络
传递函数	tansig	正切 S 型传递函数
	logsig	对数 S 型传递函数
	purelin	线性传递函数
训练函数	trainbfg	BFGS 准牛顿 BP 算法训练函数
	traingd	梯度下降的 BP 算法训练函数
	traingdm	梯度下降 w/动量的 BP 算法训练函数
	traingda	梯度下降 w/自适应 lr 的 BP 算法训练函数
	traingdx	梯度下降 w/动量和自适应 lr 的 BP 算法训练函数
学习函数	trainlm	Levenberg Marquardt 的 BP 算法训练函数
	learnrgd	BP 学习规则
	learnrgdm	带动量项的 BP 学习规则
性能函数	mse	均方差性能分析函数
	msereg	均方差 w/reg 性能分析函数
绘图函数	plotperf	绘制网络的性能
	plotes	绘制误差曲面
	plotep	绘制权值和阈值在误差曲面上的位置
	errsurf	计算单个神经元的误差曲面

2 BP 神经网络模型建立及预测

2.1 训练及预测样本的生成

以广东珠海某多层线路板有限公司废水处理技改项目调试运行资料为数据来源,构建训练和预测样本。将该公司 2013 年 9 月到 11 月的 13 组具有代表性的数据分为 2 组,随机选取其中 10 组数据为一组,作为训练样本,如表 2 所示;剩下的 3 组数据为一组,作为预测样本,如表 3 所示。每组数据包括时间、络合废水进水水量、进水水质指标(以 Cu 离子浓度表征)、混凝剂用量及出水水质指标(以 Cu 离子浓度表征),训练样本的目标输出与实际输出的误差 ≤ 0.001 。研究表明数据标准化有利于网络训练效果,大多数标准化将原始数据转化至 $[0,1]$ 范围内以提高网络精度,便于模拟^[12]。故数据训练与预测之前先进行归一化处理,以消除不同参数数据间的巨大差别。直接调用 MATLAB 工具箱里的 mapminmax 函数对训练数据和预测数据进行归一化处理,使归一化后的数据都处于 $[0,1]$ 之间而又不失其原本的数量关系。调用格式为归一化:

$$[input,inputps]=mapminmax(input_train);[output,outputps]=mapminmax(output_train)$$

表 2 训练样本

时间/月.日	进水水量 /m ³ ·d ⁻¹	进水 Cu 离子浓度 /mg·L ⁻¹	Na ₂ S 投加量/kg	PAC 投加 量/kg	PAM 投加 量/kg	出水 Cu 离子 浓度/mg·L ⁻¹
9.12	426	138	475	225	12	0.58
9.23	538	127	500	250	12	0.61
9.27	441	200	400	250	12	0.65
10.05	510	148	500	250	12	0.61
10.11	482	118	375	200	6	0.66
10.18	436	122	450	250	6	0.61
10.24	476	141	425	250	6	0.68
10.29	435	170	375	250	12	0.68
11.03	428	136	450	250	12	0.60
11.09	439	132	475	250	12	0.63

表 3 预测样本

时间/月.日	进水水量 /m ³ ·d ⁻¹	进水 Cu 离子 浓度/mg·L ⁻¹	Na ₂ S 投 加量/kg	PAC 投 加量/kg	PAM 投 加量/kg	出水 Cu 离子 浓度/mg·L ⁻¹
11.12	469	142	450	250	12	0.61
11.19	442	128	450	250	12	0.63
11.23	458	124	450	250	12	0.65

2.2 BP 神经网络模型的建立

在神经网络中,网络的结构直接关系到网络的函数映射能力,而其中最重要的是隐层数目和各隐层的单元数。根据映射存在定理:“给定任一连续函数 $f:U^m \rightarrow R^m,f(X)=Y$ 。其中, U 是闭单位区间 $[0,1]$, f 可以精确地用一个三层感知器网络实现”。且研究表

明,若隐层采用 S 型传递函数,输出层采用线性函数,则单隐层的神经网络可以逼近任意的非线性映射关系,达到给定精度。而且在实际操作过程中,过多的隐舍层会带来大量的计算,增加网络的复杂度,故在本网络模型中设置单隐舍层。而隐舍层神经元个数的确定目前还没有明确的理论指导,只能通过经验和实验来

确定^[13-14]。为确定神经元个数,本研究采用如下经验公式:

$$n = \sqrt{n_i + n_o} + a, 0 \leq a \leq 10 \tag{1}$$

其中, n_i 为输入层神经元个数; n_o 为输出层神经元个数; a 为训练集中的样本数,取 10。

根据 2.1 所述,输入层神经元个数 n_i 为 5—进水水量、进水 Cu 离子浓度、Na₂S 投加量、PAC 投加量和 PAM 投加量;输出层神经元个数 n_o 为 1—出水 Cu 离子浓度。根据式(1)算得 $n = 12$ 。建立的 BP 神经网络模型结构如图 2 所示。且隐含层传递函数选用 tansig,

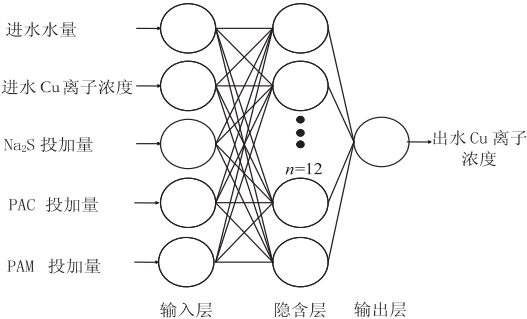


图2 BP神经网络模型结构示意图

输出层传递函数选用 pureline, 训练函数选用 traingd, 学习函数选用 learnngd, 性能函数选用 mse。

2.3 BP神经网络模型的预测

按照如下步骤对建立的 BP 神经网络模型进行训练并检验其预测能力:

- (1) 初始化权值与阈值,定义网络学习参数;
- (2) 输入表 2 中的训练样本;
- (3) 按 2.2 所述设定作用参数;
- (4) 训练网络,比较输出误差与允许误差;
- (5) 输入表 3 中的预测样本,检验网络。

运行网络,出现如图 3 所示的系统主界面,用表 2 中的 10 组样本数据对网络进行训练,迭代次数为 1 200,其训练过程及训练结果如图 4 所示。

由图 4 可知,所建的 BP 神经网络收敛速度较快,经过 1 200 次训练,系统误差已达到 0.000 999 96,训练精度符合设定值。系统输出值与实验数据值接近,说明构建的神经网络能较好地逼近训练样本的变化规律,反映所投加的混凝沉淀试剂对该线路板废水的处理性能。为检验该网络的泛化能力,将 3 组预测样本



图3 BP神经网络预测系统主界面

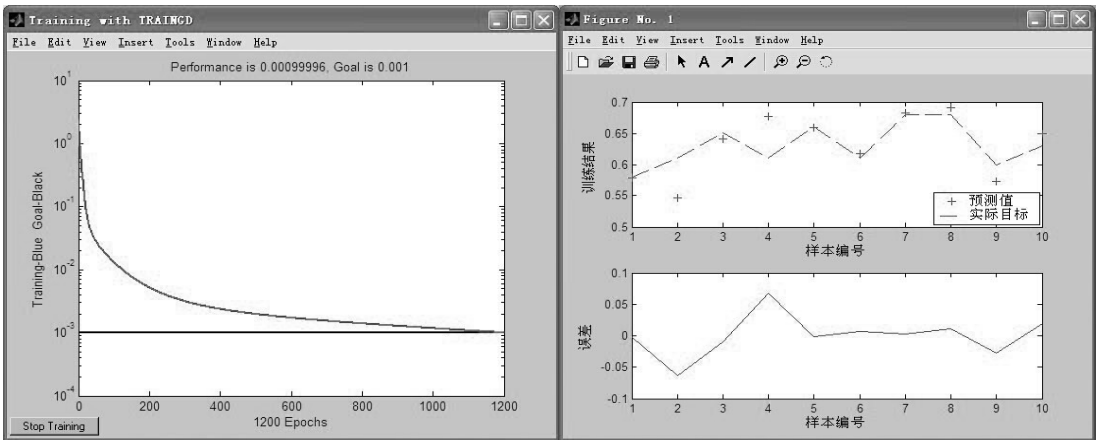


图4 BP神经网络的训练过程及训练结果

数据作为检验样本用于检验,结果见表 4。

结果表明,网络预测值与实际数据值吻合较好,误差较小,而这种误差本身也是不可避免的,只要在允许范围内即认为有效。这说明该网络具有较好的泛化能力,对没有训练过的数据也能很好地预测,从而可以用 BP 神经网络对在不同水质参数下线路板废水的处理效果进行预测。

表 4 预测结果

时间/ 月. 日	进水水量 /m ³ · d ⁻¹	进水 Cu 离子 浓度/mg · L ⁻¹	Na ₂ S 投 加量/kg	PAC 投 加量/kg	PAM 投 加量/kg	出水 Cu 离子浓度 (实际)/mg · L ⁻¹	出水 Cu 离子浓度 (预测)/mg · L ⁻¹	误差
11. 12	469	142	450	250	12	0. 61	0. 549 19	+0. 061
11. 19	442	128	450	250	12	0. 63	0. 684 46	-0. 054
11. 23	458	124	450	250	12	0. 65	0. 640 02	+0. 010

3 结束语

将所构建的 BP 神经网络引入线路板废水处理研究,以混凝沉淀水处理工艺的 5 个主要影响因素作为输入层参数,以出水水质指标(Cu 离子浓度为表征)作为输出层参数,设置单隐含层(神经元数为 12 个)。将 10 组调试数据作为训练样本,网络运行得到的系统误差为 0. 000 999 96,将 3 组调试数据作为预测样本集,网络预测值与实际数据值吻合较好,说明该网络具有较好的泛化能力,能很好地对在不同水质参数下线路板废水的处理效果进行预测,具有重要的现实和工程意义。在达到所要求的水处理效果的基础上,降低进水水量及水质变化系数较大等不利因素的影响,合理投加各种混凝沉淀试剂,使水处理系统在最优的状态下安全、稳定、低成本及高效率运行,为 PCB 业工作人员提供了准确操作的参考依据,值得推广。

参考文献:

[1] 贾宝琼,陈晓峰. 印刷线路板废水处理与回用工艺[J]. 电镀与涂饰,2007,26(5):55-58.

[2] 华松林,何淦锋,何 明,等. 线路板废水处理工艺的探讨[J]. 工业安全与环保,2002,28(8):15-17.

[3] Kim K, Cui Fenghao, Yoon H, et al. Treatment of copper wastewater using optimal current electrochemical-coagulation[J]. Environmental Technology, 2013, 34(3):343-350.

[4] 郭庆春,郝 源,李 雪,等. BP 神经网络在长江水质 COD 预测中的应用[J]. 计算机技术与发展,2014,24(4):235-238.

[5] Palani S, Liong Shie-Yui, Tkalic P. An ANN application for water quality forecasting[J]. Marine Pollution Bulletin, 2008, 56(9):1586-1597.

[6] Maier H R, Jain A, Dandy G C, et al. Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: current status and future directions[J]. Environmental Modelling & Software, 2010, 25(8):891-909.

[7] Miao Qun, Zhao Lin, Gao Aili, et al. Optimization design and application of water quality evaluation model based on BP neural network[C]//Proc of bioinformatics and biomedical engineering. [s. l.]:[s. n.], 2010:1-5.

[8] 虞和济,陈长征,张 省,等. 基于神经网络的智能诊断[M]. 北京:冶金工业出版社,2000.

[9] 彭菊萍. MATLAB 在人工神经网络中的应用[J]. 福建电脑,2013,29(6):26-28.

[10] 李 萍,曾令可,税安泽,等. 基于 MATLAB 的 BP 神经网络预测系统的设计[J]. 计算机应用与软件,2008,25(4):149-150.

[11] 李水祥,谢文武. MATLAB 语言的神经网络工具箱及应用[J]. 高等函授学报:自然科学版,2007,20(1):43-46.

[12] 侯 涛. 基于 T-S 模糊神经网络在三川河地表水质评价中的应用[J]. 能源与节能,2011(6):54-56.

[13] 刘新平,唐 磊,董占勇. BP 网络在催化剂活性预测中的应用[J]. 计算机工程与设计,2008,29(11):2942-2944.

[14] 尹艳华,王春芳,晏明杨. 用 BP 神经网络模型预测纳米二氧化钛光催化降解硝基甲苯类废水[J]. 火炸药学报,2011,34(3):86-90.

2015 全国第十三届嵌入式系统学术会议

全国嵌入式系统学术会议(ESTC)将于 2015 年 10 月 10 日—11 日在北京召开,欢迎从事嵌入式系统及相关领域的专家、学者、工程师、业界人士、研究生踊跃投稿并参加会议(专委会网址: <http://www.estc.ccf.org.cn>)。预祝大会胜利圆满召开!