

神经网络在污水处理过程中的应用

鲁明, 王文成, 洪锋, 李珂

(桂林理工大学 机械与控制工程学院, 广西 桂林 514004)

摘要: 针对活性污泥法在污水处理过程中, 水量会发生巨大的变化, 以及运行所带来的强耦合、非线性、大滞后性等影响了污水处理的控制过程; 利用神经网络技术特点对污水处理厂进行模拟实验, 建立 BP 神经网络模型的仿真, 用试凑法确定隐含层节点的个数, 为了避免建立的网络过大, 在训练网络过程中, 避免出现网络“过训练”, 建立合适的网络模型; 通过对污水处理过程中输入数据的水质的变量参数, 来预测未来某一时间输出某一水质变量参数; 结果表明, BP 神经网络可以应用于活性污泥法污水处理过程中对水质参数进行模拟仿真和预测的效果。

关键词: 活性污泥法; BP 神经网络; 仿真; 预测

Neural Network Application in Sewage Treatment Process

Lu Ming, Wang Wencheng, Hong Feng, Li Ke

(Institute of Mechanical and Control Engineering, Guilin University of Technology, Guilin 514004, China)

Abstract: In activated sludge sewage treatment process, the water will change dramatically, and run strongly coupled, nonlinear, big lag, the establishment of the BP neural network model simulation, using trial and error method to determine the number of hidden layer nodes, avoiding the establishment of too large network. In the process of training the network, the establishment of an appropriate network model to avoid excessive training. Through the input data of water quality in the sewage treatment process of variable parameters, to predict the future output of a water quality in a certain time variable parameters. The results show that, BP neural network can be applied to the activated sludge treatment process simulation and prediction of water quality parameters.

Key words: activated sludge; BP neural network; simulation; prediction

0 引言

绝大多数污水处理厂都采用活性污泥法的处理工艺, 但是由于污水处理微生物的活动和生物化学反应的复杂性, 在污水处理过程中进水水质和时变参数都发生剧烈变化, 导致水质的指标在线观测变得困难。然而污水处理系统的本身就是一个相当复杂的非线性系统过程, 污水处理过程就是多变量、非线性和随机性的特点^[1]。所以建立数学模型是一个相当困难的过程。然而神经网络的模型就是一个“黑箱模型”, 其优点就是具有很强的非线性拟合能力, 可以映射任意复杂的非线性关系, 有较强的学习能力和容错性, 但是并不能清晰反应出控制过程中变量的关系, 妨碍了控制中的准确性^[2]。

1 污水处理活性污泥法的处理流程

图 1 为活性污泥法的工艺流程描述, 由好氧池, 沉淀池构成。图中 Q_n , Q_r , Q_s 分别代表流入的污水量, 回流污水量, 剩余污泥量。 X_n 表示进入污水处理的成分, X_t 表示沉淀池沉淀区的出水污泥, X_m 表示好氧池出来的污水成分^[3]。

把污水处理过程中的 COD 当成污水水质的处理成分, COD 反应的是化学需氧量, 在整个污水处理过程中, COD 与输入变量 Q_n , Q_r , Q_s 有关, 而且也跟水质 X_m 有关。也受到外界环境的影响, 温度, 流量等等所以具有以下非线性关系。

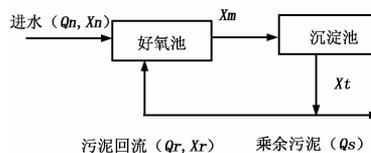


图 1 污水处理的过程

$$Y_{COD} = f(Q_n, Q_r, X_m)$$

2 神经网络模型建立

2.1 人工神经网络建模方法

用来建立神经网络的模型有许多种, 目前较为广泛的网络模型是 BP 神经网络, BP 网络的结构由输入层, 输出层和隐含层构成, 层与层之间采用全连接的形式。工作的过程是将输入信号沿着网络正向传播, 将误差信号沿着网络反向传播^[4], 它是一种基于梯度下降的最优化算法, 通过修改权值来决定, 使得系统的误差达到最小^[5]。

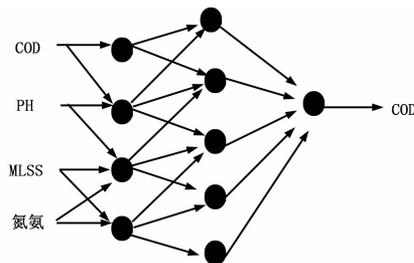


图 2 神经网络模型

COD 的 BP 神经网络模型结构为 4 输入 1 输出, 如图 2 所示, 其中输入量为进水水质 (COD, 氮氨, PH, MLSS), 曝

收稿日期: 2013-12-28; 修回日期: 2014-01-28。

作者简介: 鲁明 (1987-), 男, 安徽池州人, 硕士研究生, 主要从事计算机检测与控制技术方向的研究。

王文成 (1969-), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要从事工厂自动化, 控制工程方向的研究。

气池液位, 空气流量。输出值为出水 COD, 隐含层的层数和节点数选择由实际效果来决定^[6]。如果在输出层没有得到期望的输出, 则计算输出层的误差变化值, 然后转向反向传播, 通过网络将误差信号沿原来的连接通路反传回来修改各层神经元的权值直至达到期望目标。通常情况下对于隐含层的激励函数用 Sigmoid 表示: $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, BP 网络的最后一层可以采用 Sigmoid 表示, 也可以采用其他线性函数表示^[7]。

2.2 确定网络的拓扑结构

针对污水处理厂的污水处理参数数据的样本, 要想得到合理的期望输出效果。肯定存在着一定合理的隐含层和隐含层节点数。对输入层和输出层节点数的选择根据要求来决定。如何确定合理的网络节点数。对于常用 3 层 BP 网络来说, 输入层和隐含层必须比训练样本少一个, 对于隐含层只能凭借经验来选取, 网络一般来说隐含层神经元的个数是越多越好, 越能逼近一个非线性网络; 但是过多, 不仅增加训练的时间, 而且使得学习时间变长, 误差会越来越大。容易出现容错性, 还会导致“过度”吻合问题。然而用神经网络来增补和修剪来决定隐含层节点数。这样的网络带来很大的毫无目的性^[8]。

2.3 网络的训练与测试

对污水处理厂的 100 组数据进行分组, 分别用 70 组进行训练, 15 组进行验证, 15 组进行测试。训练的目的在于根据算法不同来调整网络的连接权系数, 使得训练样本的误差平方达到小于某个期望值。通常情况下, 用 70 组数据来训练神经网络, 70 组数据训练会表现的很好, 用另外 15 组验证数据代入, 误差会减小, 如果继续训练, 就会出现“过训练”现象。网络只适合于训练数据, 导致验证数据误差变大, 所以必须在某一点停止训练, 测试数据来说明网络的好坏。

2.4 合理的网络模型

对于 BP 网络来说, 只要有足够多的隐含层和隐含层节点数, BP 网络可以逼近任意的非线性映射; BP 网络的学习算法属于全局逼近的方法, 因而它具有较好的泛化能力。它有一个或者多层隐含层网络, 除了多层网络与其他网络有区别外, 最重要表现在激活函数上, 激活函数必须可微, 所以 BP 网络通常采用 S 型对数函数, 正切函数, 线性函数, 合理的网络模型包含隐含层个数以及其节点数, 训练时不会导致“过度”现象。

2.5 模型的应用

建立神经网络模型能够根据污水处理中水中进出质的变化, 可以对出水水质进行预测。大多数污水处理的工艺都是采用活性污泥法, 改工艺是, 污水和生物污泥同时进入好氧池, 出水进入沉淀池, 沉淀池中的出水为最终出水, 为了使得好氧池中的污泥具有活性, 必须让沉淀池中的污泥回到好氧池中。每一个部分都可以预测出进水指标对 COD 的影响程度。为了使得污水处理过程处于最佳状态, 神经网络模型能够预测出污水处理厂每天水质过程的变化和参数的统计分析^[9]。

3 建立活性污泥系统的神经网络模型

3.1 模型建立

利用神经网络模型可以确定水处理过程中的最佳运行状态, 针对污水处理厂, 如表 1 显示, 在一个月当中任意取 100 组数据对出水水质 COD 的影响, 70 组进行训练, 15 组进行验证, 15 组进行测试。将这些数据输入网络就可以得出出水 COD 和真实值进行比较。大量结果表明, 如果网络训练的好,

误差会出现在允许的范围内。通常情况下根据输出结果的误差程度来反向调整神经元个数。输出层为一个节点, 隐含层为 10 个节点。利用试凑法来选择节点数使得误差最小。根据污水处理的流程可以建立神经网络模型^[10]

$$Y_{COD} = f(X, Wh, Wo)$$

式中, COD 表示出水 COD, X 表示输入变量, Wh, Wo 分别表示输入层, 输出层的连接权系数。COD 主要取决于污水处理过程中水质和其他参数, 可以通过改变其中一个参数, 保持其他参数不变, 来调整神经网络。也可以通过同时改变几个参数来调整神经网络。

表 1 某污水处理厂数据

组号	输入变量				输出变量
	进水 COD (mg/L)	氨氮 (mg/L)	pH (mg/L)	MLSS (mg/L)	出水 COD (mg/L)
1	107	29.9	7.68	6789	35.0
2	108	30.9	7.65	3456	35.1
3	114	33.8	7.60	3241	30.5
4	111	35.1	7.66	4536	31.0
5	112	35.4	7.65	3463	34.8
6	110	35.1	7.58	4535	33.9
7	109	35.5	7.65	3432	31.3
8	113	41	7.55	6186	30.2
9	113	43	7.56	6578	34.5
10	114	34	7.57	7070	34.2
11	123	56	7.53	5706	28.0
12	126	43	7.59	4736	27.4
13	131	35.4	7.56	3421	22.5
14	131	36.8	7.51	2664	22.2
15	131	37.3	7.52	5181	22.3
16	130	45.4	7.62	5120	22.8
17	128	34.3	7.64	6072	24.1
18	126	50	7.66	6942	23.7
19	146	46	7.66	6464	26.1
20	146	43.2	7.7	4956	26.9

3.2 模型结果分析

首先将 100 组数据, 其中的 70 组建模训练神经网络, 网络训练次数为 1 300 次, 期望方差为 0.02, 经过 MATLAB 仿真研究表明, 确定隐含层个数为 10 层, 得出真实值与预测值之间在过去时间当中的误差。

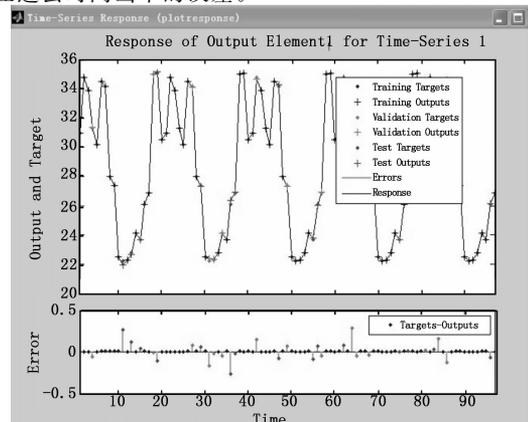


图 3 预测模型实际数值与预测值

有了好的拟合效果, 再对误差进行分析, 如果预测很好, 自相关数的误差为 0, 即在一个时间内的输出误差和另一个时间内的输出误差无关, 是非常理想的模型结果, 但是实际上达不到, 误差结果在 95% 范围内是可以接受的。其模拟结果如图 4 所示。

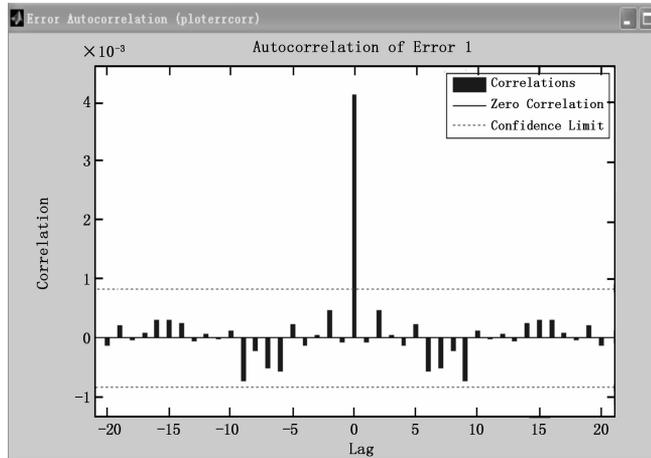


图 4 预测误差

3.3 模型验证

理想模型的训练误差如图 5 所示, 实际上和之前的输入无任何关系, 图中定义的两个曲线段, 位于两条虚线之间的曲线

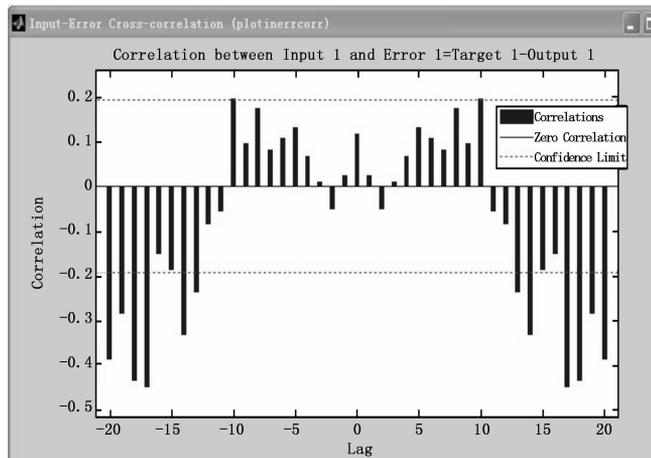


图 5 模型理想输入误差

段是可以接受的。但是如果误差过大, 可以采用两种办法减少误差, 其一重新训练网络, 使得网络初始值改变, 导致训练结果不一样; 其二改变神经元的个数或者改变参数序列相关的个数。

4 结束语

神经网络控制适用于不确定性、高度非线性和多变量的污水处理系统, 针对污水处理系统, 神经网络黑箱系统模型取得了很好的效果。针对提出的 BP 神经网络模型的建立, 采用试凑法确定节点个数, 建立合理的网络模型。但是神经网络还是有一些缺点, 不很好的利用经验知识, 网络训练时间不能很好的把握。建立精确的数学模型比较困难, 并且很难能够以很高的精度对系统进行预测, 如果精确预测这对于实际应用才有意义。使得污水处理系统过程可能实现水质早期预测得到理想的目标值。

参考文献:

- [1] 张群英. 神经网络在工业污水处理建模中的应用 [J]. 计算机仿真, 2012, 29 (3): 258-261.
- [2] 黄明智, 马懿文, 万金泉, 等. 污水处理中人工神经网络应用研究的探讨 [J]. 环境科学与技术, 2008, 31 (3): 131-135.
- [3] 从秋燕, 柴天佑, 余文. 污水处理过程的递阶, 神经网络建模 [J]. 控制理论与应用, 2009, 26 (1): 8-14.
- [4] 张乃尧, 闫平凡. 神经网络与模糊控制 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.
- [5] RI Son-il, 侯得刚, 张振家, 等. 基于 BP 人工神经网络的生化处理水质预测 [J]. 现代化工, 2009, 29 (12): 66-70.
- [6] 张兴吾, 王勇, 冯丽辉. 基于 BP 神经网络的 SBR 法污水处理 DO 预测模型研究 [J]. 云南大学学报自然科学版, 2009, 31 (S2): 103-105.
- [7] 楼文高, 刘遂庆. 活性污泥系统神经网络建模与仿真 [J]. 环境污染与防治, 2005, 27 (9): 704-709.
- [8] 沈花玉, 王兆霞, 高成耀, 等. BP 神经网络隐含层单元数的确定 [J]. 天津理工大学学报, 2008, (10): 13-15.
- [9] 欧长劲, 吴海列, 李军. 基于模糊神经网络的 SBR 污水处理控制系统研究 [J]. 计算机测量与控制, 2006, 14, (12): 1643-1645.
- [10] 楼文高. 基于神经网络的活性污泥法神经网络建模研究 [D]. 上海: 同济大学, 2005.
- [11] 张文艺, 钟梅英, 蔡建安. 活性污泥法系统人工神经网络模型 [J]. 给水排水, 2002, 28 (6): 12-15.

(上接第 1545 页)

统的二阶运动方程, 得出传感器的刚度表达式与阻尼表达式, 为系统的设计提供理论基础。并且着重分析传感器的温度误差和非线性误差, 提出误差的补偿方法, 这两种方法相对于软件补偿有简单、易于实施的优势。将该传感器用于装有三发炸药的射孔弹对钢靶冲击信号的采集, 实验结果说明磁悬浮惯性振动传感器可以适用于爆炸信号的采集。

参考文献:

- [1] 吕公河. 地震勘探检波器原理和特性及有关问题分析 [J]. 石油物探, 2009, 48 (6): 531-543.
- [2] 俞阿龙, 陈华宝. 振动速度传感器的动态性能改进的软件方法 [J]. 淮阴师范学院学报 (自然科学版), 2004, 3 (4): 289-291.
- [3] 郁专. 石油勘探中的惯性传感器研究 [D]. 太原: 中北大

学, 2008.

- [4] 沈海平. 用于全自动平衡机的差动动铁型磁电速度传感器研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2011.
- [5] 卢长根, 周友佳. 磁电式速度传感器设计与应用 [J]. 机车电传动, 2008, (5): 48-50.
- [6] 孙传友, 阳成军, 周月霞. 惯性式测振传感器的设计思路和方法 [J]. 传感器技术, 2002, (8): 7-10.
- [7] 杨洁, 李训明. 单自由度磁悬浮系统的状态反馈控制 [J]. 计算机测量与控制, 2005, 13 (5): 472-473.
- [8] 王晓飞, 李凯, 韩焱, 等. 基于磁悬浮效应的振动传感器设计 [J]. 传感器与微系统, 2013, 32 (10): 61-64.
- [9] 刘小英, 王凌, 赵淑英, 等. 汽车磁悬浮减振系统的结构分析与模型研究 [J]. 武汉汽车工业大学学报, 2000, 22 (3): 14-17.