

自适应神经模糊推理系统和BP网络 对污水溶解氧实时预测的比较研究

张晓平

(盐城市消防技术服务事务所,江苏 盐城 224001)

摘要:为了对污水处理生物过程中曝气池内溶解氧进行准确的实时预测,分别应用自适应神经网络模糊推理系统(ANFIS)和BP神经网络建立了针对曝气池溶解氧的预测模型,并进行了对比研究。结果表明,用自适应神经模糊推理系对曝气池溶解氧的预测,在模拟误差和收敛性方面,均好于单纯的BP神经网络。

关键词:ANFIS;BP网络;溶解氧

中图分类号:X50.1

文献标识码:A

文章编号:1671-5322(2013)01-0037-05

曝气量是活性污泥法中最重要的关键变量,它明显地影响着污水处理厂的运行操作。此外,提供压缩空气导致大量的能耗,它是污水处理厂运行的主要能耗部分^[1]。为此,处于保证出水质量、尽量减少污水处理厂运行费用的考虑,很有必要对曝气量进行优化控制。曝气池供气量的大小要根据曝气池内溶解氧(DO)浓度大小和反应过程的耗氧速率,因此要对曝气量进行有效地控制应首先对曝气池内DO进行准确的实时预测^[2]。本文研究了自适应神经网络模糊推理系统^[3](ANFIS)用于对曝气池溶解氧进行实时预测,并将ANFIS预测模型同BP神经网络^[4]模型进行了对比研究。

1 ANFIS对曝气池溶解氧的预测模型

ANFIS作为一种颇具特色的神经网络,可以任意精度逼近任何线性或非线性系统。MATLAB模糊工具箱提供了与ANFIS设计建模相关的主要函数和图形化工具函数anfisedit,利用它可以方便地对非线性系统进行仿真。

1.1 输入输出参数

输入参数 n :进水COD浓度是主要的好氧物质;曝气池中的NH₃-N浓度反映了曝气池中硝化反应的进行的程度;曝气池中的SS浓度与氧利用率直接相关。因此,选择曝气池中与DO浓度

相关的参数 $n=3$ 。

输出参数 m :曝气池中DO的浓度, $m=1$ 。

利用EFOR软件模拟处理过程得到的运行数据作为训练及检验的输入输出数据,各参数数值差别较大,如果直接进行训练模拟,误差将比较大,因此,应先对其进行归一化处理,将数据处理为区间[0,1]之间的数据。归一化的方法很多,这里采用如下公式:

$$\hat{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

1.2 模糊推理系统类型

启用matlab\anfisedit模糊逻辑工具函数,装载训练数据,生成模糊推理系统FIS,模糊推理系统类型选用Sugeno型。

1.3 输入参数的隶属函数

ANFIS输入参数的隶属函数数目:考虑到参数存在物理意义上的大、正常和小,每个输入参数用3个隶属函数表述,隶属函数采用钟型函数(gbellmf);输出参数采用线性函数(linear)。

基于Sugeno模型的ANFIS网络在非线性的辨识过程中能够自动优化模糊集的隶属函数,使模型的输出逼近非线性系统的实际输出^[5]。3个输入参数辨识前和辨识后的隶属函数分别如图1所示。

收稿日期:2013-02-24

作者简介:张晓平(1966-),男,江苏盐城市人,高级工程师,主要研究方向为消防工程及给排水。

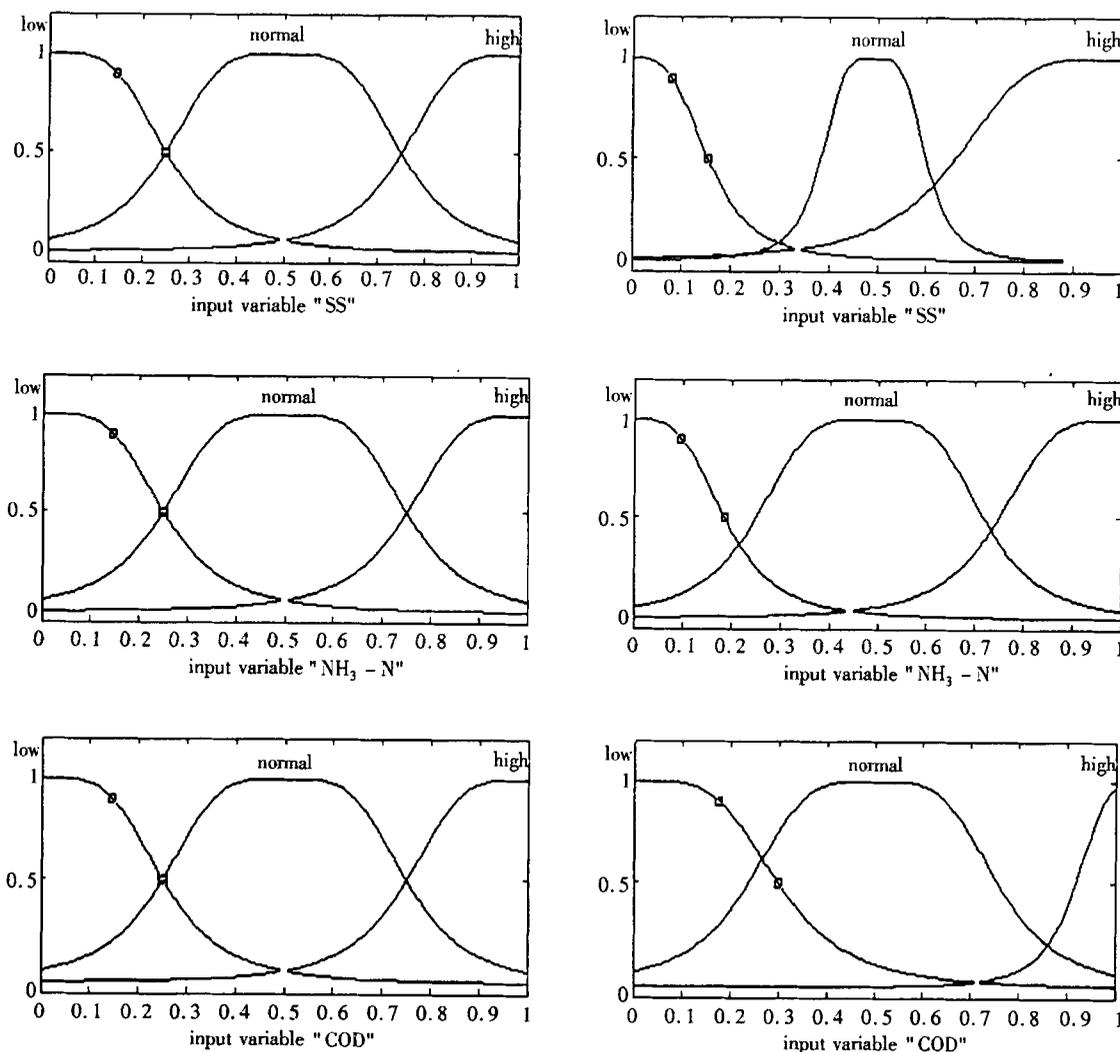


图 1 输入参数的隶属函数

Fig. 1 The membership function of input parameters

1.4 ANFIS 训练

对 200 组数据进行训练, 设定训练步数为 100 步, 误差目标为 0。经训练 46 步即达稳定, 误差为 0.085 917。

经系统训练模拟输出与样本输出比较, 可以看出 ANFIS 系统拟合能力较好(见图 2)。

1.5 对已辨识的 ANFIS 进行验证

训练完后, 再取另外 40 组检验数据, 将这些样本数据载入 ANFIS 得到的输出值, 将实际值与输出值进行比较得到预测误差(见图 3)。

预测值和实际值很接近, 平均误差只有 0.094 69, 这足以说明对样本进行训练后所得到的 ANFIS 能很好的对溶解氧(DO)进行预测, 完全符合应用的要求。

1.6 小结

给出一系列输入参数 SS、NH₃-N、COD 与输出参数 DO 的数据作为训练样本, 经过神经模糊推理系统, 即可得出他们之间的关系, 当然, 样本数据越多, 结果越精确。本推理系统得出的输出参数与输入参数之间的关系可同过三维图形(图 4)形象地表示出来。

图 4 中, 活性污泥处理污水溶解氧预测推理结果表示双输入和单输出的情况。水平方向分别表示 COD 和 NH₃-N, 垂直方向表示溶解氧 DO。当需要其他不同角度的二维视图时可以通过下拉块重新选定参数进行定位。从模糊推理得到的三维视图可见: 神经模糊推理系统可以很好地实现多变量输入和单变量输出问题的求解^[6]。

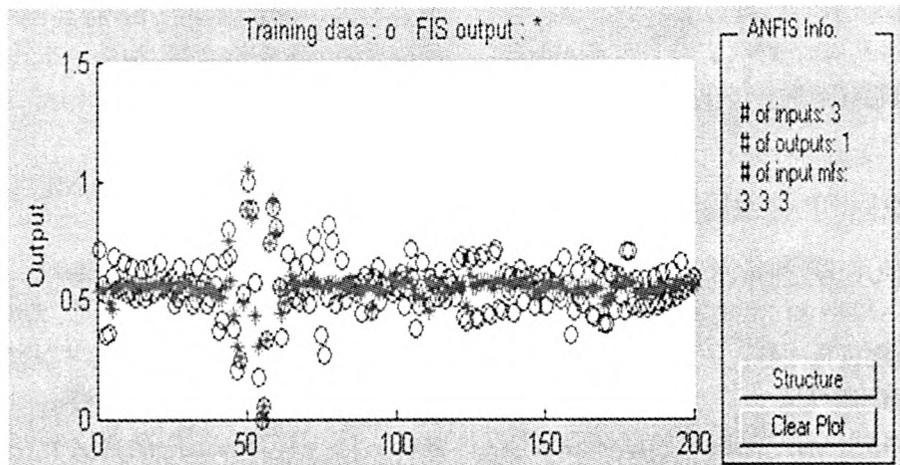


图 2 DO 预测模拟拟合曲线
Fig. 2 DO simulation of curve fitting

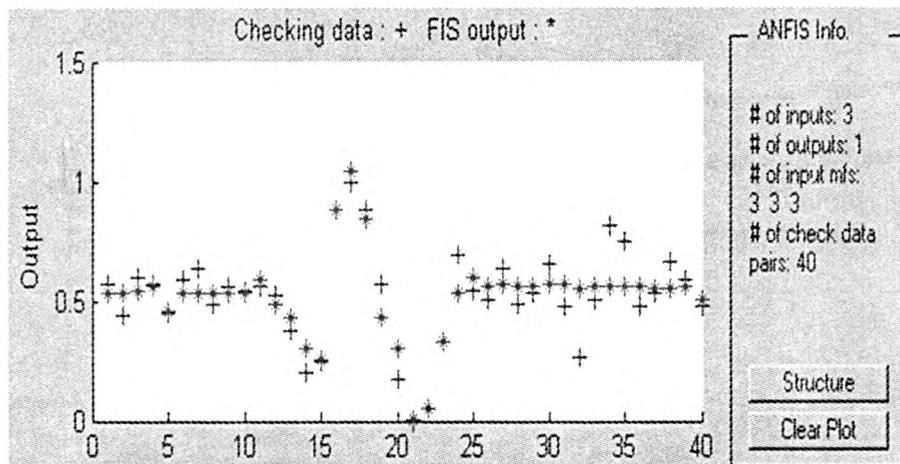


图 3 误差预测 (DO)
Fig. 3 Error of prediction (DO)

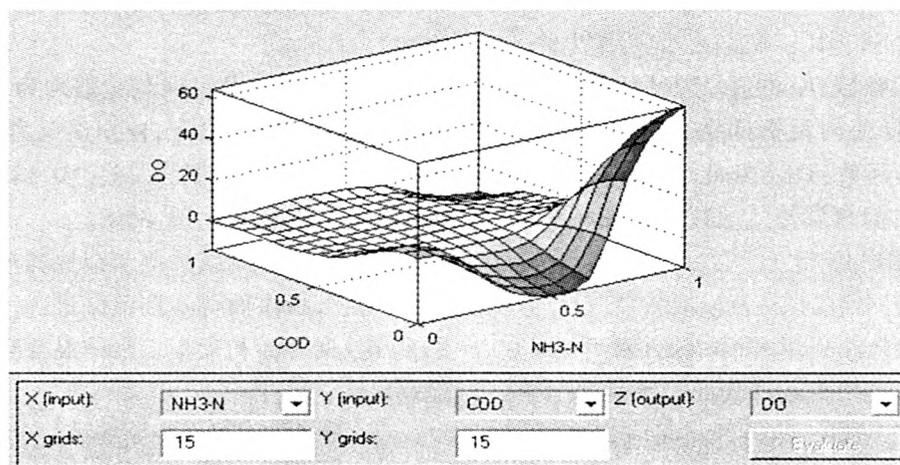


图 4 输出曲面观察 (DO)
Fig. 4 The output surface observation (DO)

利用经训练好的模型,对污水生物处理过程中溶解氧(DO)进行实时预测,可以为污水处理运行管理过程中对曝气量进行优化控制提供很好的技术支持。

2 ANFIS 模型同 BP 神经网络模型的比较

作为对比,使用 BP 神经网络对相同的样本数据建模,并对 ANFIS 和 BP 两种神经网络的拟合能力及收敛速度进行比较。

2.1 用 BP 神经网络模拟

BP 神经网络为目前广泛应用的以多层感知器为基础的误差反向传播反馈神经网络。采用有

偏差的含一个隐含层的 BP 神经网络,具有偏差的至少一个 S 型隐层,加上一个线性输出层的网络能够逼近任何有理函数。

(1) 神经网络设计

输入参数 n : 同样选取 SS、 $\text{NH}_3 - \text{N}$ 、COD, $n = 3$ 。

输出参数 m : 溶解氧 DO, $m = 1$ 。

神经网络结构: 根据经验^[7], 当输入节点数 n 大于输出节点数 m 时, 隐含层节点数可由 $n1 = n + 0.618 \times (n - m)$ 确定, 对本模拟 $n1 = 3 + 0.618 \times (3 - 1) = 4.236$, 采用隐含层节点数 $n1 = 5$ 进行模拟。结构如图 5 所示。

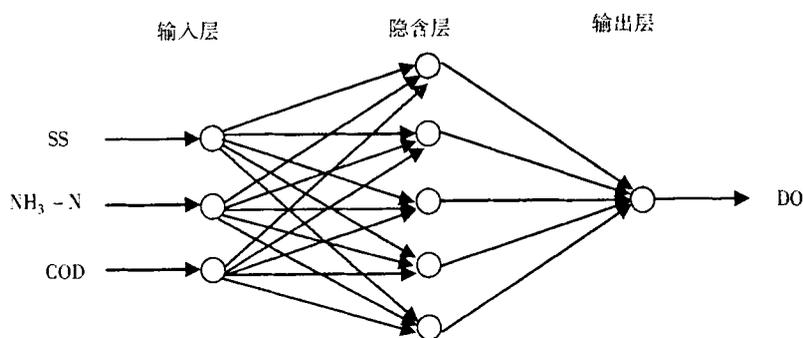


图 5 神经网络结构图

Fig. 5 Neural network structure diagram

(2) 创建 BP 神经网络

利用 MATLAB 的神经网络工具箱进行网络构建, 在 MATLAB 中输入“nntool”, 进入神经网络图形用户界面(GUI)。

将输入参数 SS、 $\text{NH}_3 - \text{N}$ 、COD 的值作为输入向量矩阵 p , 输出参数 DO 的值作为目标向量矩阵 t 。网络类型选择前向反馈网络(Feed - forward backprop); 训练函数: TRAINLM; 自适应学习函数: LEARNGDM; 隐含层传递函数: TANSIG; 输出层传递函数: PURELIN。

(3) BP 神经网络的训练及模拟结果

训练及检验样本仍用 EFOR 软件对 Recirculation ASM - 1 工艺模拟运行获得的数据, 样本数据载入之前先进行归一化处理。训练步数设为 100 步, 目标误差为 0。训练过程见图 6。

图中横坐标为神经网络的训练步数, 纵坐标为每步训练得到的神经网络误差。经 100 步误差为 0.122 057。

将检验样本输入经训练的神经网络得出输出

值, 实际值与输出值比较, 误差为 0.375 136。

2.2 两种网络模拟效果对比

(1) 模拟误差, 运用 ANFIS 模型得到的预测误差是 0.094 69, 而 BP 网络是 0.375 136, 前者明显小。

(2) 收敛性, 设定训练步数均为 100 步, ANFIS 经 46 步即达到稳定, 模拟误差为 0.085 917, 而 BP 网络经 100 步训练误差为 0.122 057, 可见, ANFIS 收敛性要好于 BP 网络。

(3) BP 神经网络采用非线性梯度优化算法, 易陷入局部极小而得不到整体最优; 神经模糊网络采用反向传播和最小二乘的混合算法, 易达到全局最优。

(4) 神经模糊网络控制在结构上虽然也是局部逼近网络, 但它是按照模糊系统模型建立的, 网络中的各个节点及所有参数均有明显的物理意义, 因此这些参数的初值比较容易加以确定, 然后利用学习算法使之很快收敛到要求的输入输出关系。

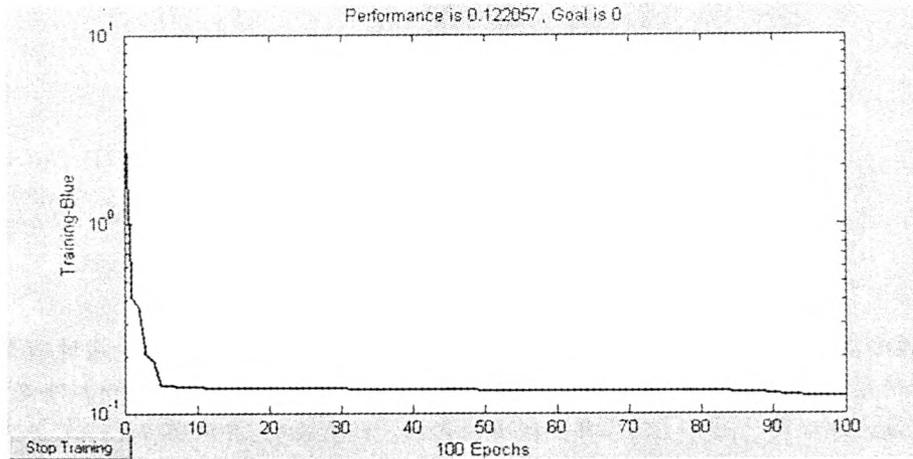


图6 神经网络训练过程

Fig. 6 Neural network training process

可见,ANFIS不需要建立实际系统地辨识模式,将模糊系统和神经网络有机地结合起来,可辨识非线性系统,与单纯神经网络相比收敛速度快、拟和精度高。

3 结论

通过将ANFIS预测模型同BP神经网络模型

进行比对研究,结果表明,用自适应神经模糊推理系对污水处理生物过程中曝气池溶解氧的预测,在模拟误差和收敛性方面,均好于单纯的BP神经网络。在对污水生化处理过程这种非线性系统地辨识预测与控制上,自适应神经模糊推理系统将有极大的实用价值。

参考文献:

- [1] 朱立男. 活性污泥法处理工业废水有关指标的控制[J]. 油气田环境保护, 1994, 4(2): 25-26.
- [2] 许保玖, 龙腾锐. 当代给水与废水处理原理[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000: 428.
- [3] 张化光, 孟祥萍. 智能控制基础理论及应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 1-8.
- [4] 罗均, 谢少荣, 蒋蓁, 等. 智能控制工程及其应用实例[M]. 北京: 化学工业出版社, 2005: 7-8; 12-18; 48-50.
- [5] 赵静, 刘琦. 基于自适应神经模糊推理系统的非线性系统辨识与方针[J]. 中州大学学报, 2006, 23(4): 113-117.
- [6] 李学翔, 蔡昌凤, 周福来. 基于MATLAB的活性污泥法曝气量模糊控制的仿真实现[J]. 安徽工程科技学院学报, 2005, 20(3): 10-13.
- [7] 戚德虎, 康继昌. BP神经网络的设计[J]. 计算机工程与设计, 1998, 19(2): 48-50.

Comparative Study of Using Adaptive Neural Network Inference System and BP Network to Dissolved Oxygen in Real Time

ZHANG Xiao-ping

(Yancheng Fire Technology Services Firm, Yancheng Jiangsu 224001, China)

Abstract: To forecast dissolved oxygen in the biological wastewater treatment process accurately in real-time, this paper applies adaptive neural network system and the BP neural network to establish prediction model of dissolved oxygen, and then carries on the contrast research. The results show that in the field of the simulation error and convergence using adaptive neural network system for prediction of dissolved oxygen is better than pure BP network.

Keywords: Adaptive neural network system; BP network; Dissolved oxygen

(责任编辑:沈建新)