

# 污水处理过程的模糊参数自校正控制器设计\*

吕佳

(重庆师范大学 数学与计算机科学学院, 重庆 400047)

**摘要** 针对城市污水生物处理过程存在的本质的非线性特性,采用了基于神经网络的模糊自校正方法的控制策略,同时为了提高控制的精度,比较了各种不同的隶属度函数对控制误差的影响。仿真实验结果表明,通过本方法设计的控制器可以获得满意的控制效果。

**关键词** 城市污水生物处理过程;非线性;神经网络;模糊理论;隶属度函数

中图分类号: TP15

文献标识码: A

文章编号: 1672-6693(2007)01-0044-04

## Design of Fuzzy Parameter Self-revised Controller in Municipal Wastewater Biology Treatment Process

LÜ Jia

(College of Mathematics and Computer Science, Chongqing Normal University, Chongqing 400047, China)

**Abstract** On the basis of essential nonlinear characteristics in municipal wastewater biology treatment process, control strategy of fuzzy self-revised method based on neural network is adopted and some different degree of membership functions which will influence on control error are compared in order to improve control prevision. The simulated experiment indicates that it may get satisfactory control effect by means of controller designed by the method.

**Key words** municipal wastewater biology treatment process; nonlinear; neural network; fuzzy theory; degree of membership function

对工业过程控制而言,不仅要求控制的精确性,更注重控制的鲁棒性、实时性、容错性以及控制参数的自适应与自学习能力。另外,由于控制的工业过程对象日趋复杂,过程对象通常具有严重的非线性和不确定性,使许多系统无法用数学模型精确描述<sup>[1]</sup>。这使得建立在系统数学模型基础上的传统控制方法面临巨大的挑战。

本文所研究的城市污水好氧生物处理系统,它具有本质非线性特性,虽然可以采用微分几何方法将非线性模型线性化,然后采用确定性最优控制策略对系统进行控制,但这些方法都是建立在系统的数学模型已知,甚至噪声的模型完全精确知道的基础之上,这一点并不切合实际。

因此,本文采用基于神经网络的模糊自校正方法来实现城市污水生物处理系统的控制策略,

以获得满意的控制效果。同时模糊控制器<sup>[2]</sup>中的语言规则和隶属度函数的选取都具有很大的主观性,故本文对城市污水好氧生物处理过程模糊控制系统进行了多隶属度函数的比较研究,以期减小隶属度函数选取中主观性较大的影响,改善控制效果及提高控制系统的可靠性。

### 1 城市污水生物处理系统动力学模型

活性污泥法是国际上对城市污水处理的一种主要生物方法。它利用微生物对污水中的有机污染物进行降解,然后利用生物絮凝作用使微生物和非溶解性污染物与水分离,从而达到净化水质的目的。

由于城市污水生物处理系统模型的建立涉及到生化反应过程动力学、反应器动力学和传感器/仪表动力学3个方面的知识。由于城市污水处理系统生

\* 收稿日期 2005-06-27 修回日期 2006-11-20

资助项目:重庆师范大学科研基金(No. 05XLY003)

作者简介:吕佳(1978-),女,四川达州人,讲师,硕士,研究方向为人工智能、数据库开发。

物过程复杂,具有本质非线性特性,是一个多变量、强干扰的复杂系统。S. Marasili-Libelli 模型<sup>[3]</sup>是迄今为止国际上公认的具有较高精度的活性污泥过程数学模型,它以曝气池溶解氧浓度  $C$ 、基质浓度  $S$ 、活性生物量浓度  $X$  的 3 个主要状态变量来建立非线性动态平衡方程

$$\begin{cases} \frac{dS}{dt} = -K_1SX - \beta X + \beta S_i - \beta rS \\ \frac{dX}{dt} = K_2SX - K_3 \frac{X^2}{S} - \beta X + \beta(X_r - X)r \\ \frac{dC}{dt} = -\delta_1 K_2SX - \delta_2 K_3 \frac{X^2}{S} - \beta C - \beta rC + \alpha F(C_s - C) \end{cases} \quad (1)$$

式中  $S$ 、 $X$ 、 $C$  分别为曝气池中基质浓度、活性生物量浓度和溶解氧浓度; $S_i$ 、 $X_r$ 、 $C_s$  分别为进水基质浓度、回流活性生物量浓度和饱和溶解氧浓度; $K_1$ 、 $K_2$ 、 $K_3$  分别为基质降解速度系数、微生物增长速度系数和微生物自身氧化速度系数; $\alpha$ 、 $\delta_1$ 、 $\delta_2$  分别为氧传递和相应项氧消耗的速度系数; $\beta$ 、 $r$ 、 $F$  分别为曝气池稀释速率、回流比和曝气鼓风量。

根据活性污泥法处理过程的实际运行工艺条件,选择可在线检测的  $C$  为输出量, $r$ 、 $F$  为可控输入量, $S_i$  为可测干扰量。即令

$$\begin{aligned} X &= (X_1 \ X_2 \ X_3)^T = (S \ X \ C)^T \\ U &= (u_1 \ u_2)^T = (r \ F)^T \\ Y &= C \end{aligned}$$

则式(1)可写为

$$\begin{cases} \dot{X}_1 = -K_1X_1X_2 - \beta X_1 + \beta S_i - \beta X_1u_1 \\ \dot{X}_2 = K_2X_1X_2 - K_3 \frac{X_2^2}{X_1} - \beta X_2 + \beta(X_r - X_2)u_1 \\ \dot{X}_3 = -\delta_1 K_2X_1X_2 - \delta_2 K_3 \frac{X_2^2}{X_1} - \beta X_3 + \beta X_3u_1 + \alpha(C_s - X_3)u_2 \\ Y = X_3 \end{cases} \quad (2)$$

由于活性污泥法生化反应过程本质上的非线性特性,以及过程的重要状态变量大都不能在线检测,这就给其最优控制带来了极大困难。

## 2 基于神经网络的模糊参数自校正控制器

### 2.1 模糊控制简介

模糊控制不依赖于控制对象的精确数学模型,只需根据专家意见和操作者的经验,形成有限的控制规律,就能取得良好的控制效果。典型模糊控制的过程如下图所示。

1) 模糊化。模糊控制器的输入量一般为偏差和

偏差变化率,它们都是真实的确定量。须通过模糊化将其转化为模糊量才能用于模糊控制输出的求解。任一精确输入量经模糊化后都可获得对定义在偏差或偏差变化率上不同模糊子集的隶属度。

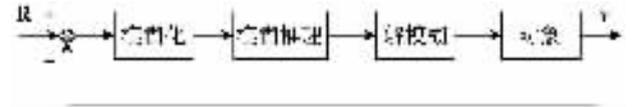


图 1 典型的模糊控制系统

2) 模糊规则形成和推理。模糊规则形成就是将专家的控制知识和经验制定成若干控制规则。这一步通常是离线获得的。模糊控制器用模糊化后的输入量,根据制定的模糊规则和事先确定好的推理方法进行模糊推理,得到模糊输出量。

3) 解模糊。将模糊推理所得的模糊输出值转化为一个执行机构可以执行的精确量,称为解模糊。一般常用的解模糊方法有 3 种:最大隶属度法、中位数法和加权平均法。

### 2.2 基于神经网络的模糊参数自校正控制器

一般地,一个模糊控制器可表示为  $U' = G_c(X_t)$ ,  $U'$  和  $X^t$  分别是  $t$  时刻控制器的模糊输出和输入,而  $G_c$  则是由控制器规则所实现的映射关系。由于这种映射关系本身的不确定性,很难用数学式表达。而神经网络具备很强的非线性映射能力<sup>[4]</sup>。可利用神经网络对知识的内部表达机制,通过学习和联想记忆来实现模糊控制器的控制规则基  $G_c$ 。本文采用基于两个神经网络的模糊控制系统进行模糊控制的多隶属度函数分布的比较。系统框图如图 2 所示。

图 2 基于神经网络的模糊控制框图

图 2 中神经网络 NN1 用于存储模糊控制规则,实现模糊推理。NN1 输入节点为 14 个,分别对应于  $E$  和  $EC$  的 7 个模糊子集,输出节点 13 个,对应着  $U$  从 -6 到 6 的 13 个量化值。网络 NN1 首先用 BP 学习算法进行离线训练,以记忆模糊控制规则表。实际工作中,模糊量  $E$  和  $EC$  输入网络,网络正向传播实



2) 三角形分布 [ 1.0 0.7 0.4 0, 0 0 0 0 0 0, 0 0 ] 其隶属度函数分布见图 4 ;

3) 梯形分布 [ 1.0 0.6 0.2 0 0 0 0 0 0 0 0, 0 ]。

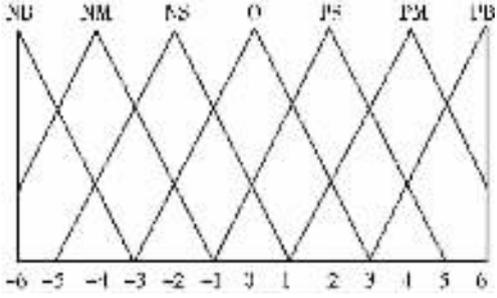


图 4 三角形隶属度函数分布

由此可见,所有模糊控制规则可用一系列的输入输出数字信号来表示。可以改进激励函数的变步长 BP 算法训练此神经网络,使该网络的输出信号对应于期望输出值。则经过训练的神经网络就可以用来记忆和执行大量的各自独立的模糊控制规则。若想由经过训练的神经网络推导出其它的结论,只要把输入量的实际值经模糊化后再输入网络,如  $e = 2.5, -5.0$  则经模糊化后的输入信号为 [ 0, 0 0 0.1, 0.8 0.4 0 0.7 0.7 0 0 0 0 ] (对正态分布而言)。训练后的神经网络经前向传播,在输出端就会得到一个输出模糊子集,再用加权平均法解模糊就可得到真实的输出量。

本文采用数字仿真方式来研究选取不同的隶属度函数分布时控制系统的性能比较。仿真系统结构如图 5 所示。



图 5 仿真比较系统结构图

以系统模型模拟实际系统被控对象,并在控制系统中切除 PI 控制器。采用某污水处理厂在活性污泥法过程下的运行数据。 $y$  为输出基质浓度,  $r, F$  为可控输入量。采样间隔为  $\Delta = 0.25$  h, 正弦周期为 24 h。仿真结果如图 6 所示。其中实线为正态分布下的控制曲线,点划线、点线分别为三角形、梯形分布下的控制曲线。

从仿真结果可以看出,采用高斯分布在控制的起始阶段效果较好,系统的稳定性好,过渡时间较小,出水基质浓度较快达到控制要求。当系统进入

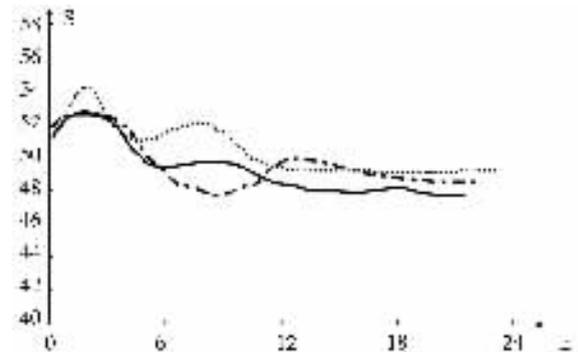


图 6 3 种隶属度函数分布的控制曲线

稳态后,采用三角形分布和梯形分布的稳态误差较小,控制精度高,从而使得在工程应用中,可以在不同的隶属度函数分布中进行控制切换。在误差较大的区域,为使模糊控制系统具有良好的稳定性,可采用正态分布,在误差较小的区域,为提高模糊控制系统的控制精度,可采用三角形分布或梯形分布。

### 4 结论

本文针对活性污泥过程设计了基于神经网络的模糊参数自校正控制器,通过神经网络的学习和联想记忆来实现模糊控制器的控制规则,并得到了 3 种隶属度函数对控制误差的影响程度,对工程实际具有一定的指导意义。

### 参考文献 :

- [ 1 ] 吕佳. 大变异遗传算法在非线性系统参数估计中的应用 [ J ]. 重庆师范大学学报(自然科学版) 2004 21( 4 ): 13-16.
- [ 2 ] 李少远, 田永青. 模糊控制器的结构化分析及系统化设计方法 [ J ]. 控制与决策 2001, 16( 4 ): 435-438.
- [ 3 ] MARASILI-LIBELLI S. On-line Estimation of Bioactivities in Activated Sludge Process[ A ]. IFAC. M Modelling and Control of Biotechnical Process[ C ]. Finland : Helsink , 1982. 121-126.
- [ 4 ] 吕佳. 基于递推合成 BP 网络的多变量时间序列预测模型 [ J ]. 重庆师范大学学报(自然科学版) 2004 21( 1 ): 30-32.
- [ 5 ] 刘漫丹, 杜维. 单隶属度函数模糊控制器的研究 [ J ]. 仪器仪表学报, 1999 20( 1 ): 13-15 59.
- [ 6 ] 范磊, 张运陶, 程正军. 基于 Matlab 的改进 BP 神经网络及其应用 [ J ]. 西华师范大学学报(自然科学版) 2005, 26( 1 ): 70-73.