

SBR系统中的模糊神经网络控制器设计

包枫¹, 赵鹤鸣², 陈静³

(1. 苏州市职业大学机电工程系, 苏州 215104; 2. 苏州大学电子信息学院, 苏州 215000; 3. 苏州市职业大学计算机工程系, 苏州 215104)

摘要: 将模糊控制与神经网络相结合, 设计4层模糊神经网络控制器, 分析其结构及算法。利用神经网络的自学习能力, 在线动态调整模糊变量的隶属函数, 优化控制规则, 并对曝气池中溶解氧浓度与活性污泥浓度进行控制。通过 Matlab 对溶解氧的控制进行数字仿真实验, 结果表明, 具有学习能力的模糊神经网络控制可在污水处理系统的应用中获得更优的性能。

关键词: 模糊神经网络; 智能控制; 序批式活性污泥法; 溶解氧

Design of Fuzzy Neural Network Controller in SBR System

BAO Feng¹, ZHAO He-ming², CHEN Jing³

(1. Dept. of Mechanic and Electronic Engineering, Suzhou Vocational University, Suzhou 215104; 2. School of Electronic Information, Soochow University, Suzhou 215000; 3. Dept. of Computer Engineering, Suzhou Vocational University, Suzhou 215104)

【Abstract】 This paper combines fuzzy control with nerve network, designs 4-layers fuzzy neural network controllers, analyzes the structure and algorithm in detail, uses self-study ability of nerve network, on-line and dynamic adjusts the variable of membership function. It optimizes its control rules, and makes the concentration of dissolved oxygen and activated sludge under control. The paper designs fuzzy neural network controllers and respectively applies them to the control of dissolved oxygen, and simulates the fuzzy controllers. Results indicate that the fuzzy neural network controllers with self-study ability are better capability in wastewater treatment system.

【Key words】 fuzzy neural network; intelligent control; Sequencing Batch Reactor(SBR); Dissolved Oxygen(DO)

序批式活性污泥法(Sequencing Batch Reactor, SBR)是利用污泥中微生物的生命活动来清除污水中污染物质的一种有效方法。该过程具有多变量、非线性、强耦合、大滞后和不确定性等特点。为保证处理过程运行良好和提高出水质量, 开发并研究新型的控制策略, 已经成为污水控制工程领域的重要课题。

1 溶解氧的模糊神经网络控制方案

1.1 控制变量的确定

溶解氧(Dissolved Oxygen, DO)浓度的控制是目前最重要的快时标控制, 而且 DO 也是活性污泥法运行操作的最重要的关键变量。一般认为曝气池混合液中的溶解氧保持在 2 mg/L~3 mg/L 为宜^[1], 这个条件最适合好氧异氧菌的生长。

1.2 变量控制

SBR 工艺的一个完整的操作过程包括 5 个阶段: 进水期(或称充水期), 反应期, 沉淀期, 排水排泥期, 闲置期。其中, 反应期是曝气的阶段, 是控制的主要时期。

1.3 数学模型

本文的研究建立在文献[2]提出的模型基础上, 选取曝气量 u 为控制量, 溶解氧浓度 $O(t)$ 作为被控量, 并将非充水期流入 SBR 系统的有机物浓度作为干扰。

在研究的过程中以某二级处理能力的污水处理厂为例, 该污水处理厂的日污水处理能力为 $2 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{day}$ 。根据污水处理厂的性质及动力学参数, 冲量系数恒取 1^[3], 在参数范围内任取参数, 本文以如下模型为例对其进行仿真研究:

$$\begin{cases} \dot{X}(t) \\ \dot{S}(t) \\ \dot{O}(t) \end{cases} = \begin{bmatrix} 3.945 & 0.000 & 1.000 \\ -15.063 & -8.050 & 0.000 \\ -6.943 & 0.000 & -1.000 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X(t) \\ S(t) \\ O(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot u(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \bar{q}$$
$$y(t) = [0 \ 0 \ 1] \cdot \begin{bmatrix} X(t) \\ S(t) \\ O(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

1.4 模型分析

1.4.1 稳定性分析

将状态空间模型转化为传递函数模型, 可以解得上述模型对应的零点、极点。系统在右半平面存在极点, 因此, 系统模型内在不稳定, 首先需要改善它的稳定性。

1.4.2 可控性分析

可控性矩阵对应的秩 $\text{rank } S=3=n$, 变参数活性污泥系统模型为状态可控。在可控性矩阵 S_0 中, 对应的秩为 $\text{rank } S_0=1=n$, 模型不仅具有状态可控性, 而且具有输出可控性。

1.5 控制方案

采用补偿器或状态反馈的方法, 达到改善系统性能的目的。本文采用串级闭环控制策略。在内环采用状态反馈的方法来改善系统的稳定性, 在外环采用模糊神经网络控制实现溶解氧浓度的闭环负反馈控制。基于模型的串级闭环控制系统的结构如图 1 所示。

基金项目: 苏州职业大学科研基金资助项目(JDX0908)

作者简介: 包枫(1979-), 女, 讲师、硕士, 主研方向: 人工智能; 赵鹤鸣, 教授、博士生导师; 陈静, 讲师、硕士

收稿日期: 2009-10-20 **E-mail:** cindylucas@gmail.com

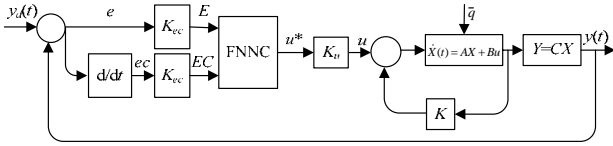


图1 基于模型的串级闭环控制系统结构

其中，FNNC 是一个 4 层结构的模糊神经网络控制器，它包括 2 个输入：误差 $e(t)$ 和误差的变化量 $ec(t)$ 及 1 个输出 $u(t)$ 。 K_e 、 K_{ec} 和 K_u 分别代表输入和输出的量化因子。 $y_d(t)$ 表示期望输出，而 $y(t)$ 则表示实际输出。为了得到模糊神经网络控制器与模糊控制器的对比效果，本文同时也在外环控制中使用模糊控制对污水处理过程进行控制。

2 模糊神经网络控制器的设计

2.1 内环控制器的设计

将状态方程模型的期望极点分别设为 $S_{1,2} = -1 \pm 0.2j$ ， $S_3 = -10$ ，其中， $S_{1,2}$ 是一对复极点用来满足动态性能的要求； S_3 是远离虚轴的极点对系统动态性能的影响很小。被控对象成为稳定的系统。采用 Ackerman 计算方法来求取状态反馈增益，在计算机上编写对应的 Matlab 程序，可得到模型对应的反馈增益矩阵。运用状态反馈以后模型对应的状态方程矩阵为

$$\hat{A} = \begin{bmatrix} 3.9495 & 0.0000 & 1.0000 \\ -15.0634 & -8.0500 & 0.0000 \\ -20.4416 & 6.4393 & -7.8995 \end{bmatrix} \quad (2)$$

状态方程描述的表达式为

$$\begin{bmatrix} \dot{X}(t) \\ \dot{S}(t) \\ \dot{O}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3.9495 & 0.0000 & 1.0000 \\ -15.0634 & -8.0500 & 0.0000 \\ -20.4416 & 6.4393 & -7.8995 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X(t) \\ S(t) \\ O(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \bar{q} \quad (3)$$

$$y(t) = [0 \ 0 \ 1]X(t)$$

2.2 外环控制器的设计

针对模糊控制的 4 个部分：输入，模糊化，模糊推理，清晰化。本文采用基于标准模型的 4 层模糊神经网络与之对应，每层实现其一个功能，分别是：输入层，模糊化层，推理层和清晰化层。其结构如图 2 所示。

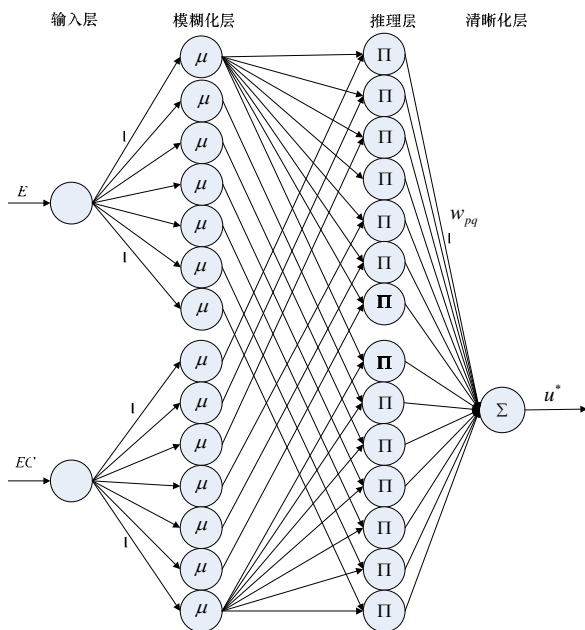


图2 模糊神经网络控制器结构

具体设计如下：

(1) 第 1 层：输入层

该层有 2 个节点，以被控量的误差 e 及误差变化率 ec 量化后的值作为输入量。由第 1 层到第 2 层的连接权值均为 1。该层节点输入输出情况如下：

$$In_i^{(1)} = x_i, \quad Out_i^{(1)} = In_i^{(1)} \quad (4)$$

其中， $i=1,2$ ， In 是控制器对应的各层神经网络的输入； Out 为各层神经网络的输出； x_1 和 x_2 则分别代表误差 e 及误差变化率 ec 经 K_e 和 K_{ec} 量化后数字论域的量。

(2) 第 2 层：模糊化层

该层的功能是对输入量进行模糊化，求出各输入的隶属度。根据实际情况将输入量的误差及误差变化率分别分为 m 个和 n 个模糊论域，对 e 和 ec 取 $\{NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB\}$ 7 个论域，因此，模糊化层共有 14 个节点。本文选取可微的高斯函数来作为隶属函数进行模糊化。

$$In_{ij}^{(2)} = Out_i^{(1)}, \quad Out_{ij}^{(2)} = \mu_{ij}(x_i) = e^{-(x_i - a_{ij})^2 / b_{ij}} \quad (5)$$

其中， $i=1,2; j=1,2,\dots,7$ ； a_{ij} 和 b_{ij} 分别表示隶属函数的中心和宽度。

(3) 第 3 层：模糊推理层

以溶解氧 DO 为控制对象的模糊控制器是较典型的双输入单输出模糊控制器，其模糊控制规则的形式为“IF E... and IF EC... then U...”。在手动控制策略基础上，分析 DO 与有机物降解及曝气量之间的关系，建立以模糊语言表示的模糊控制推理的合成规则和模糊控制规则，总结出 49 条模糊控制规则。本文采用的溶解氧模糊控制规则^[4-5]如图 3 所示。

U	e							
	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB	
ec	NB	NB	NB	NB	NM	NS	NS	ZE
	NM	NB	NB	NM	NS	NS	ZE	PS
	NS	NB	NM	NS	NS	ZE	PS	PS
	ZE	NM	NS	NS	ZE	PS	PS	PM
	PS	NS	NS	ZE	PS	PS	PM	PB
	PM	NS	ZE	PS	PS	PM	PB	PB
	PB	ZE	PS	PS	PM	PB	PB	PB

图3 溶解氧模糊控制的经典控制规则

第 2 层和第 3 层的连接权值均为 1，运算采用 Mamdani 法。

$$In_{pq}^{(3)} = \mu_{1p}(x_1) \wedge \mu_{2q}(x_2), \quad Out_{pq}^{(3)} = In_{pq}^{(3)} \quad (6)$$

其中， $p=1,2,\dots,7; q=1,2,\dots,7$ ； $\mu_{1p}(x_1)$ 和 $\mu_{2q}(x_2)$ 分别表示误差 e 及误差变化率 ec 对每个模糊论语的隶属函数，而 \wedge 表示取小运算。

(4) 第 4 层：清晰化层

本层的作用是实现解模糊，本文采用重心法来进行清晰化。对应的计算公式如下：

$$In^{(4)} = \sum_{p=1}^7 \sum_{q=1}^7 (Out_{pq}^{(3)} \cdot w_{pq}), \quad Out^{(4)} = u^* = In^{(4)} / \sum_{p=1}^7 \sum_{q=1}^7 Out_{pq}^{(3)} \quad (7)$$

其中， $p=1,2,\dots,7; q=1,2,\dots,7$ ； w_{pq} 是第 3 层和第 4 层的连接权值，如果对结论语言值也采用钟型函数，则 w_{pq} 就是该语言变量的中心值。

为了对比模糊控制和模糊神经网络控制的性能，本文设定溶解氧误差及误差变量的论域、量化因子与模糊控制系统中均相同，模糊推理也采用了 Mamdani 推理方法，而清晰

化过程也同样采用了重心法。

3 仿真研究

3.1 离线学习

用图 3 所示的溶解氧模糊控制规则来训练 FNNC, 经过 3 188 次训练, 总误差减小至 10^{-10} , 其误差变化如图 4 所示。

图 5 和图 6 是离线训练前后隶属函数的对比, 可以看出, 输入量初始设定的隶属函数已被调整, 经过经典的模糊控制规则训练, 其间包含了控制规则的信息, 而不仅是人为设定的隶属函数, 从而更加符合实际的情况。

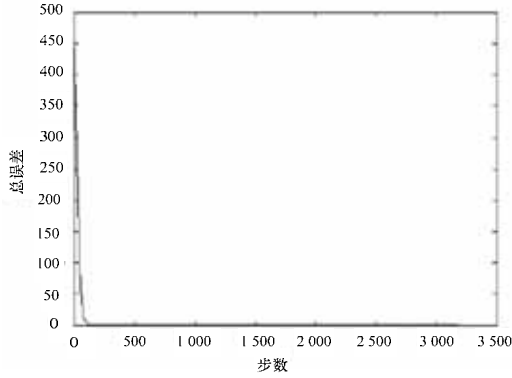
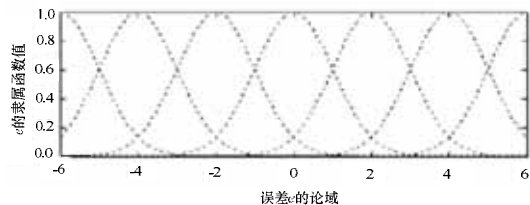
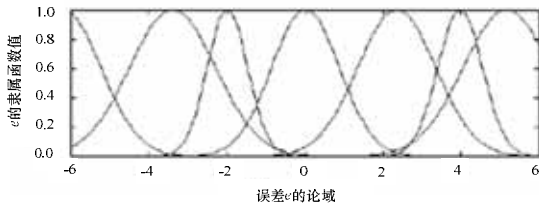


图 4 离线训练误差变化

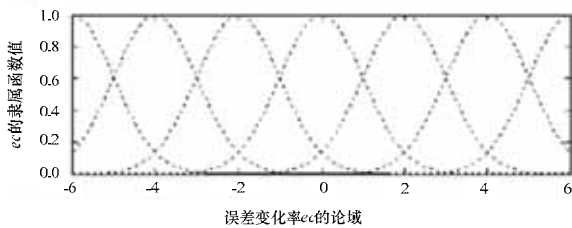


(a)训练前

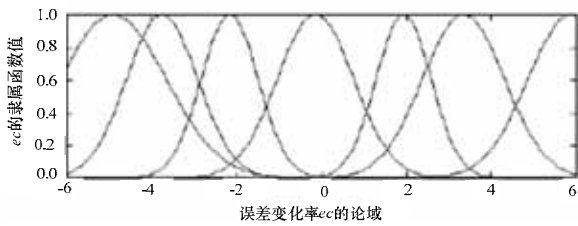


(b)训练后

图 5 训练前后误差 e 的隶属函数



(a)训练前



(b)训练后

图 6 训练前后误差变化率 ec 的隶属函数

3.2 在线学习

假设污水处理厂要求溶解氧浓度维持在 2.5 mg/L , 以离线训练得到的 a, b, w 为初始值, 将模糊控制器与模糊神经网络控制器应用于污水处理过程中, 仿真结果如图 7 所示。

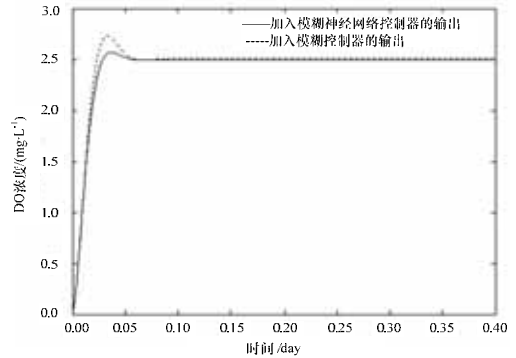


图 7 FNNC 与传统模糊控制的效果对比

如果把污水系统变为如下模型:

$$\begin{pmatrix} X(t) \\ S(t) \\ O(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 5.762 & 0 & 1 \\ 18.13 & -6.86 & 0 \\ 9.943 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X(t) \\ S(t) \\ O(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u(t) \\ q(t) \end{pmatrix} \quad (8)$$

而此污水厂要求溶解氧的浓度刚开始时要求控制在 2.5 mg/L , 然后依次控制在 2.0 mg/L 以及 2.7 mg/L , 用设计的 FNNC 进行控制, 仿真结果如图 8 所示。

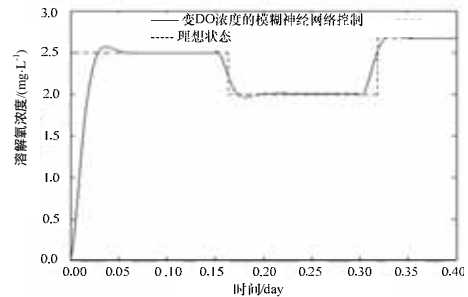


图 8 变参数变 DO 浓度的模糊神经网络控制

可见, 模糊神经网络对带干扰的变参数系统具有较强的自适应能力和鲁棒性, 其各步的稳态误差均不超过 0.01 。

4 结束语

模糊神经网络控制器无论动态性能还是稳态性能均优于传统的模糊控制器。本文将模糊控制与神经网络有机结合起来, 设计了 4 层模糊神经网络控制器, 无论动态性能还是稳态性能均优于传统的模糊控制器。

参考文献

- [1] 崔有为, 王淑莹, 于德爽, 等. 以溶解氧作为 SBR 法处理含盐污水的计算机控制参数可行性研究[J]. 给水排水, 2003, 29(6): 54-57.
- [2] 冯裕钊, 龙腾锐, 郭劲松, 等. 变参数活性污泥系统的最优鲁棒控制法[J]. 中国给水排水, 2003, 19(3): 14-16.
- [3] 王先路, 谢源, 陈长琦, 等. 模糊控制在污水处理中的应用[J]. 自动化与仪表, 2002, 90(1): 29-31.
- [4] Lin Chin-Teng, Cheng Jian, Lee D S G. Fuzzy Adaptive Learning Control Network with On-line Neural Learning[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1995, 71(1): 25-45.
- [5] 曾薇, 王淑莹, 彭永臻. 以溶解氧浓度作为 SBR 法模糊控制参数[J]. 中国给水排水, 2000, 16(4): 1-14.

编辑 金胡考