

# SBR 出水 $BOD$ 值的 RBF 软测量法

刘载文<sup>1</sup>, 崔莉凤<sup>2</sup>, 祁国强<sup>1</sup>, 侯朝桢<sup>3</sup>, 刘太杰<sup>2</sup>

(1. 北京工商大学 信息工程学院, 北京 100037; 2. 北京工商大学 化学与环境工程学院, 北京 100037; 3. 北京理工大学 信息科学与技术学院, 北京 100081)

**摘要:** 提出了基于径向基函数(RBF)人工神经网络的 SBR 出水  $BOD$  值的软测量方法, 并介绍了其原理。通过大量实测数据对 RBF 神经网络进行训练, 仿真结果显示利用其可实现对 SBR 出水  $BOD$  值的软测量, 为污水处理过程的在线实时控制创造了条件。

**关键词:** SBR;  $BOD$  值; 软测量; RBF 神经网络

**中图分类号:** X703.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2004)05-0017-04

## Soft Sensing Method Based on RBF Neural Network for Effluent $BOD$ from SBR

LIU Zai-wen<sup>1</sup>, CUI Li-feng<sup>2</sup>, QI Guo-qiang<sup>1</sup>, HOU Chao-zhen<sup>3</sup>, LIU Tai-jie<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100037, China; 2. School of Chemical and Environmental Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100037, China; 3. School of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract:** Soft sensing method was proposed for determination of effluent  $BOD$  from SBR and its principle was introduced, the method was based on the radial basic function (RBF) artificial neural network. The RBF neural network was trained and simulated by way of lot of observed data, and the result showed that the simulated RBF neural network may be used to fulfill soft sensing for effluent  $BOD$  from SBR, so as to create condition for real-time control of wastewater treatment process, showing a broad perspective in application.

**Key words:** SBR;  $BOD$ ; soft sensing; RBF neural network

SBR 装置中, 随着污染物质的去除则污泥的组成不断改变, 系统内微生物的种类、数量以及表征其反应的动力学参数也在变化, 加之系统进水水量和水质的波动, 因此要建立精确的数学模型非常困难。

对于机理复杂、难以分析的过程, 辨识建模是实用的方法之一, 它主要包括统计回归分析、神经元网络辨识等。由于人工神经网络具有良好的逼近性能, 在可以取得学习样本数据的前提下采用其作为

软测量模型是最有效的一种方法。将辅助变量作为神经网络的输入、主导变量作为神经网络的输出, 并通过对样本数据的学习建立软测量模型, 可以对不可测量或难以检测的参数进行实时预报。

### 1 SBR 系统的结构与原理

研究是在 SBR 装置上进行的, 其结构与原理见图 1。系统的处理能力为  $0.6 \text{ m}^3/\text{h}$ , 进水  $BOD_5 = 150 \sim 450 \text{ mg/L}$ , 要求出水  $BOD_5 \leq 20 \text{ mg/L}$ 。原水

自配, SBR 池(可根据需要设定不同的运行方案)的有效容积为  $1.92 \text{ m}^3$ , 采用鼓风机曝气, 布气系统为  $\phi 70 \times 500 \text{ mm}$  的微孔曝气头, 氧气利用率为  $18\% \sim 28\%$ 。

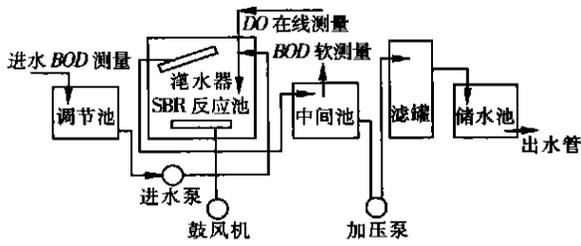


图1 软测量出水 BOD 值的 SBR 装置

系统采用计算机控制, 鼓风机供气量由变频器通过调节鼓风机频率进行控制, DO 为在线检测。通过测量污泥浓度及 SBR 池中的 DO 值等对出水 BOD 值进行软测量, 在线实时估计出水 BOD 值。

2 RBF 神经网络的结构与训练方法

RBF 神经网络的结构与多层前向网络类似, 也是一种 3 层前向网络, 隐层节点的基函数对输入激励产生一个局部化的响应(通过一个固定不变的非线性变换来实现, 且一般采用高斯函数)。输入层由信号源节点组成; 第二层为隐含层, 其单元数视所描述的问题需要而定; 第三层为单输出层, 它对输入模式的作用做出响应。从整体上看, 网络由输入到输出的映射是非线性的, 而网络输出对可调参数而言却又是线性的, 这样网络的权就可由线性方程组直接解出。RBF 网络的应用范围和 BP 网络相似, 主要有模式识别、函数逼近等。以逼近函数为例, 对给定的一组数据点, 首先设定初始的模式个数, 然后进行训练, 如果达到设定的误差阈值, 那么学习过程结束, 否则对 RBF 网络的结构进行调整(增加隐含节点的个数), 再进行训练直到 RBF 网络满足误差要求。

RBF 神经网络的这种训练方式使得其学习速度比通常的基于 BP 算法的神经网络快得多, 并避免了局部极小问题, 同时它也无需假设学习的近似函数形式即可对数据进行拟合。在解决高维问题时, RBF 神经网络较其他多层前向网络所需隐层节点数目要少, 更重要的是采用基于 RBF 神经网络的软测量方法在实际应用中计算速度快, 且能够在线校正, 能更好地达到实时控制的目的。

2.1 软测量 BOD 值的 RBF 神经网络结构

对神经网络输入变量的选取历来是个难点, 其中包括变量的类型、数目和测点位置等, 这些变量相互关联, 并由过程特性决定。软测量中使用最广泛的是与主导变量动态特性相近、关系密切的可测辅助变量, 其最佳数目与过程的自由度、测量噪声以及模型的不确定性等有关。一般说来, 最佳辅助变量的个数可依据对实际工况的了解和过程的机理分析来确定。

输入变量多, 则模型输出相对精确, 但会出现过参数化问题, 在实际应用中网络计算速度过缓, 难以达到实时控制的目的; 输入量太少, 则所建模型的输出与实测值偏差较大, 脱离了实际情况。

在污水处理过程中与出水 BOD 密切相关量的在线检测也不易实现, 因而找到与 BOD 密切相关的可测输入量是实现软测量的关键。根据对 SBR 工艺的分析, 选用进水 BOD 值、DO 值、污泥浓度和反应时间为输入量, 以出水 BOD 值为输出量, 即采用多输入和单输出的 RBF 神经网络结构(网络输入节点为 4 个, 输出节点为 1 个)。网络隐层的节点数通常在学习中确定(也可以事先选定), 根据工艺过程和试验情况将隐层节点数定为 33 个。由此建立出水 BOD 值与可测 DO 值、进水 BOD、污泥浓度和反应时间的模型, 它们的关系可描述为:

$$Y = f(x_1, x_2, x_3, x_4)$$

- 式中 Y ——出水 BOD 值
- x<sub>1</sub> ——DO 值
- x<sub>2</sub> ——进水 BOD 值
- x<sub>3</sub> ——污泥浓度
- x<sub>4</sub> ——反应时间

出水 BOD 值的 RBF 神经网络结构如图 2 所示。

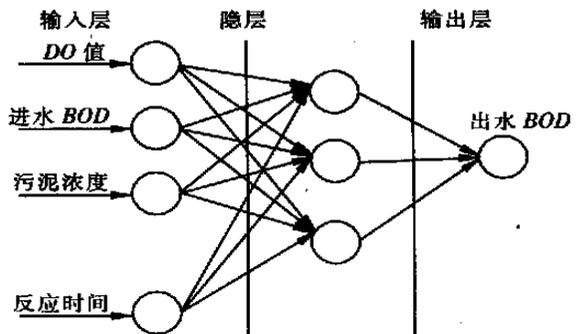


图2 RBF 神经网络结构

2.2 网络的训练

在 RBF 神经网络的训练过程中,对隐层和输出层采用了不同的学习算法。

① 隐层采用聚类算法确定神经元的中心点以及半径。整个训练过程分为非监督学习和监督学习两个阶段,非监督学习阶段采用 K-均值聚类法对输入量进行聚类,找出聚类中心  $C_i$  及参数  $\sigma_i$  后进入监督学习阶段。对于新增样本  $X$ ,假设有  $N$  种模式:  $C_1, C_2, \dots, C_N$ , 每种模式的代表样本记为  $T_n$  ( $n=1, 2, \dots, N$ ), 找出  $K$  个与  $X$  相近的样本, 然后计算属于  $C_N$  的数目, 最后根据最大的数目值确定  $X$  的模式种类。RBF 神经网络训练的基本过程如下:

a. 设定聚类中心初始值(采用 K-MEANS 算法)。

b. 设定聚类半径和新的中心(在取得中心点后便可确定聚类半径)。

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{M_i} \sum_{j=1}^{M_i} (x_{ij} - C_i)^2$$

式中  $M_i$  ——第  $i$  类所属的总元素数目

$x_{ij}$  ——属于第  $i$  类的元素

$C_i$  ——第  $i$  类的中心点

c. 计算未知样本和代表样本的距离  $S$ , 若  $S < \epsilon$  (设定值) 则转至 d, 否则转至 b。

d. 停止计算并输出结果。

② 隐层神经元的激活函数采用高斯函数。

③ 隐层到输出层的权值调整采用正交最小二乘法。当  $C_i$  及  $\sigma_i$  确定后, RBF 神经网络从输入到输出就成了一个线性方程组, 因此监督学习阶段可采用最小二乘法求解 RBF 神经网络的输出权值。

RBF 神经网络的输入、输出数据采用 SBR 装置的运行数据(根据进水  $TOC$ 、 $DO$ 、污泥浓度和反应时间, 采用四因素三水平正交试验获取)。部分数据如表 1。

表 1 SBR 工艺部分试验数据

| 进水 $TOC$<br>(mg/L) | $DO$<br>(mg/L) | 污泥浓度<br>(g/L) | 反应时间<br>(h) | 出水 $TOC$<br>(mg/L) |
|--------------------|----------------|---------------|-------------|--------------------|
| 30.86              | 1.5            | 0.92          | 1.5         | 8.34               |
| 35.36              | 3              | 3.2           | 3           | 9.44               |
| 319.7              | 3              | 3.48          | 3           | 27.68              |
| 814.9              | 3              | 3.27          | 3           | 52.1               |
| 1 023.5            | 5              | 3.15          | 3           | 80.81              |
| 649.9              | 5              | 3.22          | 3           | 51.09              |
| 588.9              | 5              | 3.38          | 3           | 32.49              |
| 33.75              | 5              | 1.373         | 2.5         | 8.52               |

在做四因素三水平正交试验时, 输入量的水平因素依污水处理过程中的经验值选取(保持与实际污水处理流程近似), 同时选取其他边缘情况进行试验, 以增强所建模型的实用性。

### 3 出水 $BOD$ 值软测量的仿真

由于处理过程中进水水质不稳定, 要建立具有普适性的出水  $BOD$  值软测量模型难度很大, 所以在建立模型时所用的训练数据应有针对性。

污水处理过程中进、出水  $BOD_5$  值都不便在线检测, 而化学法的测定结果在时间上严重滞后, 也不能及时反映实际情况, 不便于训练神经网络数据的取得, 故采用  $TOC$  值代替  $BOD_5$  值( $TOC$  的测量较  $BOD_5$  的简便, 且在 10 min 内便可测得数据)。  $BOD_5$  值则根据  $TOC$  值通过换算求得(二者关系见图 3)。

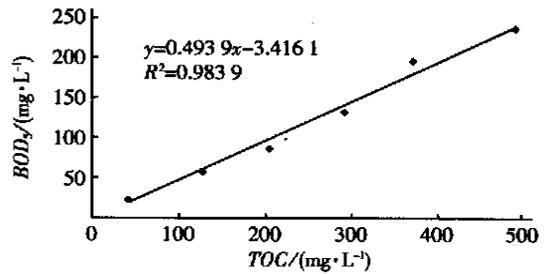


图 3  $BOD_5$  与  $TOC$  的关系曲线

通过测量进水  $TOC$  ( $BOD_5$ )、 $DO$ 、污泥浓度等与出水  $TOC$  ( $BOD_5$ ) 密切相关的过程量, 得到以进水  $TOC$  ( $BOD_5$ )、 $DO$ 、污泥浓度、反应时间为输入, 出水  $TOC$  为输出的 30 组数据(其中的 25 组用来训练, 另 5 组用来验证), 结果表明, 软测量值与实测数据基本吻合(见表 2), 也就是说应用 RBF 神经网络对出水  $BOD_5$  值进行实时软测量是可行的。

表 2 出水  $TOC$  实测值与软测量值的比较

| 项目         | 数值  |     |     |     |     |     |
|------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 反应时间(min)  | 30  | 60  | 90  | 120 | 150 | 180 |
| 实测值(mg/L)  | 770 | 720 | 405 | 104 | 78  | 52  |
| 软测量值(mg/L) | 775 | 727 | 395 | 80  | 60  | 55  |

### 4 结语

采用神经网络建模的方法可对 SBR 出水  $BOD$  进行软测量, 这弥补了在线检测和基于机理过程数学模型软测量方法的不足。较之其他人工神经网络的软测量方法, 该法不仅符合污水处理的特点, 而且精度高、运算速度快。污水处理过程出水水质软测量

的实现为污水处理过程的在线实时控制创造了条件。

### 参考文献:

- [1] 高大文, 彭永臻, 王淑莹, 等. 污水处理智能控制的研究、应用与发展[J]. 中国给水排水, 2002, 18(6): 35-39.
- [2] 任敏, 王万良, 李探微, 等. 基于神经网络的污水处理软测量系统的研究[J]. 自动化仪表, 2003, 22(10): 8-9.
- [3] 王宁会, 刘敏. 神经网络软测量技术的研究进展[J]. 控制工程, 2003, 10(1): 23-26.
- [4] Zhong W, Yu J. Nonlinear soft sensing modeling by combining multiple RBF N-based models[A]. Proceedings of

the 1999 international joint conference on neural networks [C]. USA: Washington D C, 1999.

- [5] 周鸣争. 基于神经网络的软测量模型及应用[J]. 仪器仪表学报, 2001, 20(6): 654-656.

作者简介: 刘载文(1954-), 男, 北京人, 教授, 研究方向为智能控制和污水处理过程控制。

电话: (010) 68985241(O) 68308504(H)

E-mail: liuzw@th.btbu.edu.cn

收稿日期: 2004-01-15

### · 信息 ·

## Ei 收录我刊 2001 年发表的部分文章(一)

• 2001, 17(5) 1~ 5

考虑不确定因素的污水厂日进水量预测法

作者: 龙腾锐 冯裕钊 郭劲松(重庆大学)

• 2001, 17(5) 6~ 11

SM SBR 去除焦化废水中有机物及氮的特性

作者: 李春杰(上海交通大学)

耿 琰 周 琪 顾国维(同济大学)

• 2001, 17(5) 12~ 15

DO 对有机物降解速率及污泥沉降的影响

作者: 高春娣 王淑莹 彭永臻 殷 波(哈尔滨工业大学)

• 2001, 17(5) 16~ 19

电解法制备 PAC 在水处理中的应用研究

作者: 曲久辉 刘会娟 雷鹏举 汤鸿霄(中国科学院生态环境研究中心)

• 2001, 17(5) 20~ 23

微波加热对污泥肥效和卫生指标的影响

作者: 傅大放(东南大学)

邹路易(江南大学)

蔡元明(苏州市排水管理处)

• 2001, 17(5) 24~ 28

高浓度氨氮废水的高效生物脱氮途径

作者: 赵宗升 刘鸿亮 李炳伟(中国环境科学研究院)

袁光钰(清华大学)

• 2001, 17(5) 29~ 32

膜技术应用于饮用水处理的进展

作者: 张 颖 顾 平 齐庚申(天津大学)

• 2001, 17(5) 33~ 35

城市污水再生利用新模式的探讨

作者: 茹继平 李大鹏(国家自然科学基金委员会)

• 2001, 17(5) 36~ 38

污水治理建设项目投资存在的问题及对策

作者: 崔俊华(河北建筑科技学院)

樊明远(中国国际工程咨询公司)

• 2001, 17(5) 39~ 44

城市快速干道综合排水系统的设计

作者: 刘 朴(上海浦东工程建设管理有限公司)

孔庆伟(上海市政工程设计研究院)

陈祖军 韦鹤平(同济大学)

钟迪锋(浦东新区环保局)

• 2001, 17(5) 45~ 49

活性污泥工艺的设计计算方法探讨

作者: 周 霆(天津市市政工程设计研究院)

周 丹(中国市政工程华北设计研究院)

张礼文(抚顺市排水公司)

于福海(淄博市临淄区域建水厂)

(本刊编辑部 供稿)