

# 一种基于补偿模糊神经网络的水质预测方法\*

王海云, 冯裕钊, 张晓清, 赵宏伟

(后勤工程学院 建筑与环境工程系, 重庆 400041)

**摘要:**在污水处理系统过程控制中,对水质变化规律进行预测是控制系统可靠、稳定运行的重要环节。介绍了基于模糊逻辑和神经网络的补偿神经网络(CFNN)及其学习算法,利用CFNN学习速度快、学习过程稳定、全局动态优化运算等特点,建立污水处理厂CFNN的水质预测模型。实例预测结果表明该模型对初始值的选择不敏感,具有很好的收敛性和预测精度,适合实际工程应用。

**关键词:**补偿模糊神经网络;水质预测;污水处理

**中图分类号:**TP183;X830.3 **文献标识码:**A **文章编号:**1006-7329(2004)05-0077-05

## Water Quality Forecasting Method Based on Compensative Fuzzy Neural Network

WANG Hai-yun, FENG Yu-zhao, ZHANG Xiao-qing, ZHAO Hong-wei

(Department of Military Construction and Environmental Engineering, Logistical Engineering University, Chongqing 400041, P. R. China)

**Abstract:** The forecasting of water quality variation is very important in the process of sewage treatment, which helps the control system work reliably and steadily. In this paper, the compensative fuzzy neural network (CFNN) based on compensative fuzzy logic and neural network and its study arithmetic are introduced. Considering its features as fast speed, steady studying course, global dynamic optimization, CFNN is applied to establish water quality forecasting model. The practical example indicates that the model is not sensitive to initial parameters and has better forecasting precision and faster convergence.

**Keywords:** compensative fuzzy neural network (CFNN); water quality prediction; sewage treatment

污水处理厂进水水质波动直接影响污水处理工艺运行的稳定性和出水水质<sup>[1]</sup>。在污水处理系统过程控制中,对水质变化规律进行预测是控制系统可靠、稳定运行的重要环节。对水质的准确预测,既可以避免因水质传感器造成的测量滞后的问题,同时又可以根据未来水质变化的趋势调整控制系统的知识(控制规则与决策),使污水处理系统可靠稳定运行。

人工神经网络(ANN)和模糊理论是两类非常有效的预测技术<sup>[2]</sup>。ANN模仿人脑神经元的功能,具有信息的分布式存储和并行协同处理能力,能够集体运算和自适应学习。模糊理论模仿人脑的逻辑思维,将操作人员的经验表达为规则的形式,并转换成可以在计算机上运行的算法。模糊神经网络将模糊逻辑嵌入神经网络,集模糊系统较强的知识表达能力和神经网络强大的学习能力于一体,使得神经网络融合模糊技术后在学习时间、训练步数及精度方面都优于常规神经网络。鉴于常规的模糊神经网络在优选模糊隶属函数、模糊逻辑推理、最优模糊运算以及反模糊函数等设计过程中往往存在技术上的难点,本文提出一种具有快速学习算法、能够执行补偿模糊推理的补偿模糊神经网络的水质预测模型,并对污水处理厂进水COD进行预测。结果表明所提方法的有效性和应用意义。

\* 收稿日期:2004-02-18

作者简介:王海云(1978-),男,浙江丽水人,硕士生,主要从事设备智能化技术研究。

### 1 补偿模糊神经网络结构及其算法

补偿模糊神经网络(CFNN)是一个综合了模糊逻辑和神经网络两者优点的混合系统,由面向控制和面向决策的模糊神经元所构成,这些模糊神经元被定义为执行模糊化运算、模糊推理、补偿模糊运算和反模糊化运算。由于补偿模糊逻辑神经网络引入了补偿模糊神经元,使网络能够从初始正确定义的模糊规则或者初始错误定义的模糊规则进行训练,使网络容错性更高,系统更稳定;同时,补偿模糊神经网络中,模糊运算采用了动态的、全局优化运算,并且在神经网络的学习算法中,又动态地优化了补偿模糊运算,使网络更适应、更优化,网络不仅能适应调整输入、输出模糊隶属函数,也能借助于补偿逻辑算法的动态地优化适应的模糊推理。

#### 1.1 网络结构

一个补偿模糊神经网络具有五层结构:输入层、模糊化层、模糊推理层、补偿运算层、反模糊化层。层与层之间依据模糊逻辑系统的语言变量、模糊 IF-THEN 规则、最坏-最好运算、模糊推理方法、反模糊函数所构件,其网络结构如图 1。第一层每个神经元结点直接与每个输分量相连;第二层每个神经元结点代表一个模糊语言变量,作用是计算输入向量的每一个分量属于各语言变量值所对应的模糊集合的隶属度;第三层每个神经元结点表示一条模糊规则,作用是匹配模糊规则,计算每条规则的适用度;第四层神经元进行补偿模糊运算;第五层神经元结点进行反模糊化计算,获得网络输出的精确值。

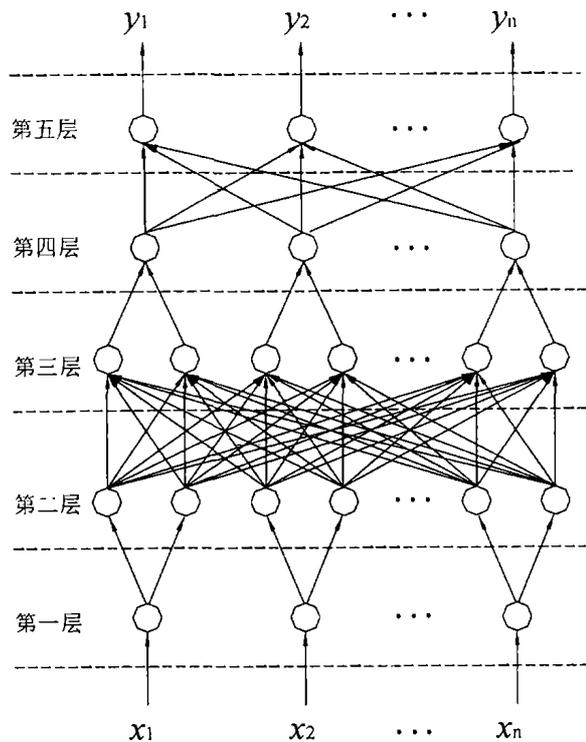


图 1 补偿模糊神经网络结构图

#### 1.2 补偿模糊推理

具有 N 输入 1 输出的补偿模糊逻辑系统的 M 条模糊 IF-THEN 规则表述如下:

$FR^{(k)}: IF x_1 \text{ is } A_1^k \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^k \text{ THEN } y \text{ is } B^k$

其中  $A_i^k$  是论域  $U$  上的模糊集,  $B^k$  是论域  $V$  上的模糊集,  $x_i$  和  $y$  是语言变量,  $i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, m$ 。

模糊隶属函数为

$$\mu_{A_i^k}^k(x) = \exp\left(-\frac{x_i - a_i^k}{\sigma_i^k}\right) \quad \mu_{B^k}^k(x) = \exp\left(-\frac{x_i - b_i^k}{\delta_i^k}\right)$$

其中  $a$  与  $\sigma$  为输入隶属函数的中心与宽度;  $b$  与  $\delta$  为输出隶属函数的中心与宽度。

定义输入  $X = (x_1, \dots, x_n)$ , 论域为  $U = U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ , 对于论域  $U$  中的一个输入模糊子集  $A'$ , 根据第  $k$  个模糊规则, 能够在输出论域  $V$  中产生一个输出模糊子集  $B'$ 。模糊推理采用最大-代数积 ( $\sup \cdot$ ) 合成运算, 则由模糊推理规则所导出的  $V$  上的模糊集合  $B'$  为

$$\mu_{B^k}^k(y) = \sup_{x \in U} \{ \mu_{B^k}^k(y) \mu_{A'}(x) [\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}^k(x_i)]^{1-r+r/n} \}$$

其中  $r$  为补偿度,  $r \in [0, 1]$ 。采用单值化, 即  $\mu_{A'}(x) = 1, \mu_{B^k}^k(b^k) = 1$ , 则

$$\mu_{B^k}^k(y) = [\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^k}^k(x_i)]^{1-r+r/n}$$

定义反模糊化函数  $f(x)$  为

$$f(x) = \frac{\sum_{k=1}^m b^k \delta^k \mu_{B^k}(y)}{\sum_{k=1}^m \delta^k \mu_{B^k}(y)}$$

可见,该系统是由单值模糊产生器、高斯型隶属函数、乘积推理规则、消极—积极补偿运算以及改进重心反模糊化器构成的补偿神经网络。

### 1.3 学习算法

根据输入空间模糊分割方法,初始化 IF-THEN 规则,即结构学习:将输入向量  $X$  的空间划分为  $q$  个模糊区,确定  $q$  值和每个区的隶属函数  $\mu_A^i(X)$ ,  $i = 1 \sim q$  有效的划分方法有很多,例如,基于 Fuzzy ART 的空间划分算法、基于遗传算法的空间划分算法、相似度比较法、切割法、模糊曲线法等等,本文不作详述。

在结构学习阶段,参数  $(a_i^k, \delta_i^k, b_i^k, \sigma_i^k)$  已初步估计出,只需要采用 BP 算法(其基础是最陡下降算法)予以细调。与普通神经网络中用 BP 算法调节参数不同,普通神经网络中的网络规模和各参数初值的设置是盲目的,因此由 BP 算法搜索到的参数值可能使目标函数到达局部最小点。而模糊神经网络在结构学习后,无论网络规模还是网络中初步确定的各参数都已接近最佳,而且能借助补偿逻辑算法动态地优化适应的模糊推理,经过 BP 算法进行学习就可以较快地达到最佳参数值。

目标函数定义为:

$$E^p = \frac{1}{2} [f(x^p) - y^p]^2$$

根据梯度下降方法有

$$\text{训练输出隶属函数的中心: } b^k(t+1) = b^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial b^k} |_t$$

$$\text{训练输出隶属函数的宽度: } \delta^k(t+1) = \delta^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial \delta^k} |_t$$

$$\text{训练输入隶属函数的中心: } a_i^k(t+1) = a_i^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial a_i^k} |_t$$

$$\text{训练输入隶属函数的宽度: } \sigma_i^k(t+1) = \sigma_i^k(t) - \eta \frac{\partial E^p}{\partial \sigma_i^k} |_t$$

$$\text{训练补偿度: } r \in [0, 1], \text{ 定义 } r = \frac{c^2}{c^2 + d^2}$$

$$c(t+1) = c(t) - \eta \left\{ \frac{2c(t)d^2(t)}{[c^2(t) + d^2(t)]^2} \right\} \frac{\partial E^p}{\partial r} |_t$$

$$d(t+1) = d(t) - \eta \left\{ \frac{2d(t)c^2(t)}{[c^2(t) + d^2(t)]^2} \right\} \frac{\partial E^p}{\partial r} |_t$$

其中  $\eta$  是学习效率,  $t = 0, 1, 2, \dots$

## 2 水质预测的补偿神经网络模型

### 2.1 影响水质变化的因素考虑

影响水质变化的因素是多种多样的,有突发事件,天气因素,气候因素,季节的交替等。鉴于历史资料对这些因素记录的不完整性,本文考虑作为输入的参数有:

- 1) 上一时段的 COD 值;
- 2) 短时窗动态平均值(短期内 COD 的平均值);
- 3) 当前时段(用小时来表示);
- 4) 星期几(日期)。

对各个输入参数建立模糊曲线,判断输入参数对预测输出的重要性。如果该参数模糊曲线非常平

坦,说明它对预测输出的影响很小,因此可以将其舍弃。按局部极值点数量的多少对输入空间的模糊区个数  $q$  作一个粗糙的初估。

## 2.2 样本处理

为了获得更好的收敛速度和预测精度,将预测对象的绝对数值改为相对值,即将预测对象变为标量。其次,在水质样本中因偶然因素引起实际水质较大的波动,这些较大波动的数据对预测精度影响会很大,因此将较大波动的数据认为是水质预测的非常数据,训练前对样本中非常数据作如下处理:

令第  $i$  天  $j$  时刻的 COD 数据  $Cod(i, j)$  构成数组

$$\{Cod(i, j) \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, 24\}$$

$$Cod_{aver} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Cod(i, j)$$

$Cod_{aver}$  为样本平均值。

将较大波动的样本数据按下式取入样本

$$Cod(i, j) = \begin{cases} S_{max} * Cod_{aver} & Cod(i, j) \geq S_{max} * Cod_{aver} \\ S_{min} * Cod_{aver} & Cod(i, j) \leq S_{min} * Cod_{aver} \end{cases}$$

其中,  $S_{max}$ 、 $S_{min}$  为比例因子,  $S_{max} > 1$ ,  $S_{min} < 1$ 。

## 2.3 水质预测的算法步骤

建立上述系统的具体步骤如下:

第 1 步:根据模糊曲线法确定输入参数,去除多余的参数;

第 2 步:数据处理,将较大波动的样本数据如 2.2 进行处理,并求得短时窗动态平均值;

第 3 步:进行结构学习,将训练用的样本进行空间划分,初始化模糊 IF-THEN 规则,即确定参数  $(a_i^k, \sigma_i^k, b_i^k, \delta_i^k)$  的初始值;

第 4 步:设置初始补偿度,用 BP 算法对预测系统进行随机梯度参数优化,求得预测系统网络结构。

## 3 应用实例

为了检验补偿神经网络对水质预测的有效性,采用重庆某城市污水处理厂 2003 年 9 月 20 日至 26 日的生物滤池进水 COD 值(每 2 h 采集一次)作为训练样本,利用 MATLAB 语言对水质预测神经网络进行训练<sup>[4]</sup>。根据算法步骤,对数据进行处理并求得前 4 个时段的短时窗动态平均值。在结构学习中,根据模糊曲线法进行参数选择并求得  $q = 4$ ,得出参数的初始值。设置初始补偿度  $r = 0.5$ ,其训练样本误差曲线如图 2 所示。再根据训练好的网络对 9 月 27 日的水质进行预测,所得预测结果如表 1。其预测的平均绝对百分误差为 2.385%,最大预测误差为 -5.539%,最小误差为 -0.028%,误差超过 5% 的预测点有 1 个,小于 1% 的点有 3 个,预测效果较为理想。预测曲线与实际曲线的比较如图 3 所示。

表 1 生物滤池进水 COD 预测结果表

时刻	00:00	02:00	04:00	06:00	08:00	10:00
实测值	308.70	358.1	436.9	454.1	518.9	584.4
预测值	312.19	351.9	412.7	461.67	516.41	556.76
相对误差/%	1.129	-1.733	-5.539	1.675	-0.479 2	-4.731
时刻	12:00	14:00	16:00	18:00	20:00	22:00
实测值	444.2	390.23	364.4	388.3	474.5	546.5
预测值	440.53	399.46	374.26	404.84	474.37	563.67
相对误差/%	-0.827	2.366	2.706	4.260	-0.028	3.141

## 4 小结

本文提出了基于补偿模糊神经网络的水质预测模型,用 MATLAB 语言编制了相关算法程序,通过实

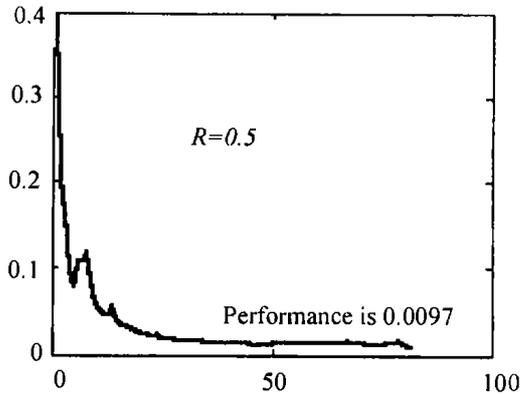


图2 训练样本误差收敛曲线

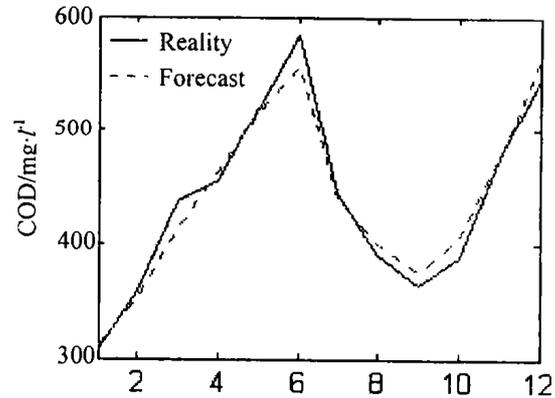


图3 预测与实际对比曲线

例应用表明:

1) 网络训练时,样本的组织较为重要,样本数据中非常数据的削弱有利于网络快速学习能力以及预测精度的提高。

2) 初始补偿度的选择不当会使迭代次数增加,主要通过实验比较的方法来确定,通常不适宜选得过大或过小。

3) 图3表明,预测曲线较实际曲线平滑,在实际曲线微小波动处预测误差往往较大。

总之,该模型具有学习速度快、学习过程稳定、预测精度较高等特点,具有较强的实用性。在系统控制过程中通过反复检验后的网络可以作为水质的“在线传感器”——即水质的软测量或水质智能虚拟测量,这样可较好地避免水质在线传感器欠缺或时间滞后对控制系统带来的不适应性。

#### 参考文献:

- [1] 冯裕钊. 缺氧变速生物滤池污水处理系统混合智能控制研究[D]. 重庆:重庆大学,2004.
- [2] 杨行峻,郑君里. 人工神经网络与盲信号处理[M]. 北京:清华大学出版社,2003.
- [3] 曾宪华,赖晓风. 补偿模糊神经网络的改进及实例分析[J]. 四川师范学院学报(自然科学版),2002,23(3):249-252.
- [4] 闻新,周露,王丹力,等. MATLAB神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社,2000.