

非线性系统的改进 BP 神经网络状态观测器设计*

吕 佳

(重庆师范大学 数学与计算机科学学院, 重庆 400047)

摘 要 针对活性污泥污水处理非线性系统中,由于某些状态变量不能在线检测时状态观测器的设计问题,本文采用了一种基于改进激励函数的变步长 BP 神经网络状态观测器设计方法,设计了改进 BP 神经网络状态观测器,并进行了容错性实验以验证该观测器的实用性和可靠性。

关键词 非线性系统 改进 BP 神经网络 状态观测器 容错

中图分类号: TP15

文献标识码: A

文章编号: 1672-6693(2005)04-0021-03

A State Observer Design of Improved BP Neural Network in Nonlinear System

LV Jia

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

Abstract While nonlinear state observer is designed, but there still exists the problem that some state variable can not be detected by linear checking in treating activated sludge and sewage process. A state observer design method of varied step BP neural network based on improved activation function is applied. An improved BP neural network state observer is designed, and fault tolerance experiment is done to verify its practicability and reliability.

Key words nonlinear system, improved BP neural network, state observer, fault tolerant

众所周知,获得充分的状态信息对于预测系统行为,实现反馈控制是必不可少的。特别是当系统中(如活性污泥污水处理系统)的某些状态变量不能在线检测时,如何构造性能良好的状态观测器以提供状态估计值,也就成为控制领域中的一个重要问题。在控制理论中,线性系统的状态观测器已经有了成熟的设计方法。而对于非线性系统而言,由于系统的模型没有一般的表达式,至今只有非线性系统的可观理论分析,而没有一般的非线性状态观测器设计方法。以往设计非线性观测器主要是假设系统满足可观的条件,再依据线性系统观测校正矩阵参数最优方法进行设计,构造观测器条件强,不易形成通用方法。

近年来,由于神经网络具有较强的非线性映射能力,使它在非线性系统的辨识和控制等领域的研究中占有优势^[1]。本文从工程应用的角度出发,建立了基于改进激励函数变步长的 BP 神经网络的非

线性状态观测器,并进行了容错性试验,以检验观测器的工程可靠性。仿真结果表明,本文提出的非线性状态观测器具有较高的精度和可靠性,完全达到实用化要求。

1 活性污泥污水处理系统动力学模型

活性污泥法是国际上对城市污水的处理一种主要生物方法。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,以达到净化水质的目的。

由于城市污水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 方面的知识。由于城市污水处理系统生物过程复杂,具有本质非线性特性,是一个多变量、强干扰的复杂系统^[2]。S. Marasili-Libelli 模型^[3]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,它以曝气池溶解氧质量分数 C 、基质质量分数

* 收稿日期 2005-03-09

资助项目:重庆市教委科学技术研究项目(No. KJ050802);重庆师范大学科研资助项目(No. 05xly003)

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

S 、活性生物量质量分数 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质量分数、活性生物量质量分数和溶解氧质量分数; S_i 、 X_r 、 C_s 分别为进水基质质量分数、回流活性生物量质量分数和饱和溶解氧质量分数; 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; α 、 δ_1 、 δ_2 分别为氧传递和相应项氧消耗的速度系数; β 、 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 $X = (X_1, X_2, X_3)^T = (S, X, C)^T$, $U = (u_1, u_2)^T = (r, F)^T$, $Y = C$, 则(1)式为

$$\begin{cases} \dot{X}_1 = -K_1 X_1 X_2 - \beta X_1 + \beta S_i - \beta X_1 u_1 \\ \dot{X}_2 = K_2 X_1 X_2 - K_3 \frac{X_2^2}{X_1} - \beta X_2 + \beta(X_r - X_2)u_1 \\ \dot{X}_3 = -\delta_1 K_2 X_1 X_2 - \delta_2 K_3 \frac{X_2^2}{X_1} - \beta X_3 - \beta X_3 u_1 + \alpha(C_s - X_3)u_2 \\ Y = X_3 \end{cases} \quad (2)$$

由于活性污泥法生化反应过程本质上的非线性特性,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的困难。

2 改进 BP 网络非线性状态观测器

2.1 改进 BP 神经网络

BP 网络学习算法^[4]是一种有教师的学习算法,其整个信息处理过程分为前向传播(记忆)和误差反向传播(学习)两个过程。其目的是通过一个代价函数的极小化实现输入到输出的非线性映射,其原理如图 1 所示。

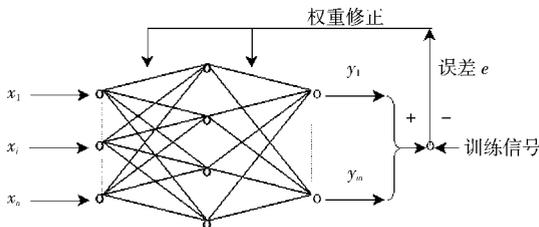


图 1 BP 学习算法过程原理图

BP 算法在实际应用中存在着一些缺点。如易于陷入局部极值点,学习算法收敛速度较慢等。因此,人们又研究了不少 BP 的改进算法。本文采用的是一种改进激励函数的变步长 BP 算法。

由于 Sigmoid 激励函数对网络学习误差影响较大。Sigmoid 饱和函数使网络具有良好的抗噪声能力(鲁棒性),即当由于噪声使输入变化时可以保证网络的输出值变化较小,从而避免噪声的影响。但此时若网络输入逐渐增加,网络的输出值却变化很小,使网络达到饱和,而使学习误差较大,故本文采取了改变激励函数 $F(x)$ 的陡度的方法,扩大非饱和区,降低网络进入饱和状态的机会以及避免网络训练中陷入局部最小,将 $F(x)$ 进行坐标压缩为

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{x}{\alpha}}} \quad (3)$$

α 一般取值大于 1,取 $\alpha = 2$;同时,为了加速算法的收敛过程,采用了一种变步长的改进算法

$$\eta(k) = \eta_{\max} + (\eta_{\min} - \eta_{\max})e^{-E(k-1)} \quad (4)$$

其中 η_{\max} 、 η_{\min} 为学习步长的上、下限值, $E(k-1)$ 为第 $k-1$ 次学习训练后的误差平方和。当 $E(k-1)$ 较大时,学习步长较大,可以加快算法的收敛速度,同时引入适度的振荡性能,使误差尽可能减小。当 $E(k-1)$ 较小时,可以减小学习步长,以防止振荡和减小误差。本文中取 $\eta_{\max} = 0.9$, $\eta_{\min} = 0.1$ 。

2.2 改进 BP 神经网络的非线性状态观测器

设非线性系统可用下式表示

$$\begin{cases} X_k = f(X_{k-1}, \mu_{k-1}) \\ y_k = g(X_k) \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\mu \in \mathbf{R}^2$ 是系统输入量, $y \in \mathbf{R}^m$ 是系统输出量, $f(\cdot)$ 是未知的非线性函数,而 $g(\cdot)$ 是一个已知的非线性函数, $X \in \mathbf{R}^n$ 是系统状态。

基于 BP 网络的非线性状态观测器如图 2 所示。该神经网络是一个动态系统,可用下式表述

$$Z_k = r(Z_{k-1}, \mu_{k-1}, y_{k-1}, \theta) \quad (6)$$

其中 r 为某一非线性函数, θ 是网络的权矢量,它根据误差信号 ε_k 进行调整,使观测器输出 \hat{y}_k 渐近于真实系统输出 y_k 。神经网络的输出 Z_k 就是真实系统状态 X_k 的估计量。

状态观测器可由下式表示

$$\begin{cases} Z_k = r(Z_{k-1}, \mu_{k-1}, y_{k-1}, \theta) \\ \hat{X}_k = Z_k \end{cases} \quad (7)$$

如果通过学习,观测器的输出 \hat{y}_{k-1} 可以很好地逼近真实系统输出 y_{k-1} ,使得 $\hat{y}_{k-1} = y_{k-1}$,则由(5)、(7)式可得

$$\begin{cases} Z_k = r(Z_{k-1}, \mu_{k-1}, g(Z_{k-1}), \theta) = r(Z_{k-1}, \mu_{k-1}) \\ y_k = g(Z_k) \end{cases} \quad (8)$$

显然 Z_k 满足方程 (5) 式, 所以 Z_k 是系统 (5) 式的某一个状态。由于没有附加的条件说明系统 $f(\cdot)$, 系统 (5) 式可以有多个状态变量。显然, 如果系统状态由系统输出 y_k 和函数 $g(\cdot)$ 唯一确定, 则 BP 网络输出状态就是系统状态 X_k 。但是, 因为系统和状态观测器都是非线性的, 因此很难分析系统状态的唯一性。文献 [5] 给出了一个定理说明, 如果原系统是可观的, 并且描述系统函数的神经网络结构已知, 则可按上述方法设计状态观测器, 重构真实系统状态。该神经网络的输出唯一对应于真实系统状态。

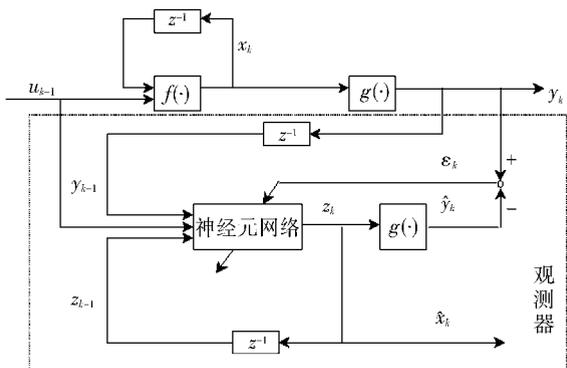


图 2 基于 BP 网络的非线性状态观测器

3 仿真实验

对于本文所讨论的活性污泥系统, 文献 [6] 已证明了它的可观测性。采用如上所述改进的 BP 网络构造非线性系统状态观测器。BP 网络输入层为 6 个神经元, 输出层为 3 个神经元, 隐含层取为 15 个神经元。学习算法采用改进激励函数的变步长 BP 算法, 经 4 382 次训练结束。观测器输出状态估计量 $\hat{S}, \hat{X}, \hat{C}$ 。限于篇幅文中只列出 \hat{S} 与 S 对照曲线, 如图 3。其中实线所画曲线为状态变量实际值, 点划线所画曲线为估计器输出值, 由此可见采用神经网络构造状态观测器具有较高的精度。

为了将本课题研究的成果成功应用于实际生产过程, 本文对基于改进 BP 神经网络的非线性系统状态观测器进行了容错性试验, 以检验其可靠性程度, 以便进一步作为工程实用化的依据。本文的容错性试验仅限于隐含层节点破坏试验, 通过试验结果, 找出非线性状态观测器隐含层节点数的下限值。

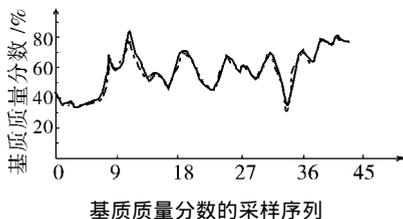


图 3 观测器输出值与状态变量实际值

仿真结果如图 4、图 5, 当隐含层节点数破坏分别为 30% 和 50% 时, 观测器输出值与实际状态值仍有相当精确的吻合。可见采用基于 BP 神经网络的非线性状态观测器具有良好的容错性, 符合工程实用的可靠性要求。其中虚线为观测器输出曲线。

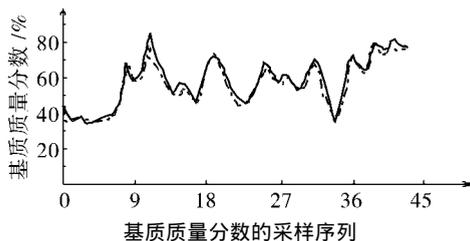


图 4 隐含层节点数破坏 30%

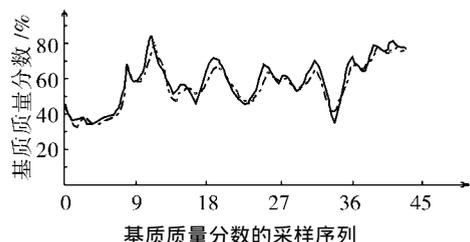


图 5 隐含层节点数破坏 50%

4 结论

本文针对实际应用中的要求, 设计了针对活性污泥污水处理非线性系统的改进 BP 神经网络状态观测器, 并进行了容错性试验。仿真实验结果验证了此非线性状态观测器的工程可靠性。

参考文献:

- [1] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [2] 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(4): 13-16.
- [3] MARASIL-LIBELLI S. On-line Estimation of Bioactivities in Activated Sludge Process[A]. IFAC, Modelling and Control of Biotechnical Process[C]. Finland: Helsinki, 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] CHAN C W, CHEUNG K C, WANG Y. Neural Network Based Observers for Nonlinear Systems with Unknown Non-linearities[C]. IFAC World Congress 99. Beijing, China, Preprints, 1999. 329-334.
- [6] HOLMBERG A. A Microprocessor-Based Estimation and Control System for Activated Sludge Process[M]. Helsinki: University of Technology, 1983.