

文章编号:1671-6833(2013)02-0071-05

基于神经网络逆系统的循环流化床内模控制

王杰,陈春宇

(郑州大学 电气工程学院,河南 郑州 450001)

摘要:在循环流化床锅炉(Circulating Fluidized Bed Boiler,CFBB)燃烧控制系统中,维持正常的床温和主蒸汽压力是循环流化床锅炉稳定、经济运行的关键.笔者针对这两个变量的强耦合特性,引入神经网络逆系统方法,实现系统的线性化解耦,并针对线性化解耦的非理想性以及参数、干扰等不确定因素对系统的影响,采用具有较好稳定性和抗干扰能力的内模控制策略对系统进行闭环控制.仿真结果表明,基于神经网络逆系统的内模控制方法不仅能够实现系统解耦,获得优良的静、动态特性,且具有良好的鲁棒稳定性和抑制扰动的能力.

关键词:循环流化床锅炉;神经网络逆系统;解耦;内模控制

中图分类号:TK229.6

文献标志码:A

doi:10.3969/j.issn.1671-6833.2013.02.019

0 引言

循环流化床(CFB)作为一种清洁燃煤技术,具有清洁燃烧、燃料适应性广、燃烧效率高及负荷调节范围广等优点,越来越受到国家的重视.然而循环流化床锅炉比较复杂,特别是其燃烧过程是一个分布参数、时变、非线性、多变量耦合的复杂系统,很难建立精确的数学模型,这使得其自动控制系统的设计和应用非常困难.

神经网络逆系统方法运用逆系统方法原理,将神经网络辨识的原系统逆模型与原系统串联,实现复合系统输入、输出间的线性化解耦,然后再设计闭环控制器,结构简单,易于实现^[1-2].董泽等^[3]构造了神经网络 α 阶逆系统,实现了循环流化床燃烧控制中床温和主蒸汽压力的解耦.由于循环流化床是一个时变系统,在运行过程中动态特性随运行工况变化,还会受到干扰等不确定因素的影响.为了提高系统的鲁棒性和抗干扰能力,笔者在循环流化床燃烧控制系统神经网络逆系统解耦的基础上,采用具有较好稳定性和抗干扰能力的内模控制进行闭环控制^[4].

1 循环流化床锅炉燃烧系统的动态特性

料床温度和主蒸汽压力是循环流化床锅炉燃

烧控制系统中的2个关键参数,它们的精确控制是循环流化床锅炉稳定、经济运行的关键.影响床温和主蒸汽压力变化的因素很多,在实际运行中,主要是通过调节一次送风量和给煤量来控制.对系统进行阶跃扰动实验,得到系统的传递函数矩阵(该传递函数在100%负荷下建立,适用于70%~110%负荷范围)^[5].

$$\begin{bmatrix} T_b \\ p_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-0.08786}{(163s+1)^2} & \frac{0.386}{(180s+1)^2} e^{-30s} \\ \frac{0.036(940s-1)}{(10s+1)(160s+1)^2} & \frac{0.0066}{(260s+1)^2} e^{-60s} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} Q_1 \\ B \end{bmatrix}. \quad (1)$$

式中: Q_1, B, T_b, p_0 分别代表床温、主蒸汽压力、一次风量、给煤量.

由式(1)可以看出:循环流化床锅炉燃烧系统床温和主蒸汽压力耦合强烈,且具有非线性、大延迟的特点,想要获取精确的传递函数是不可能的,也没有必要,但是对于解耦控制方案、算法的设计,以及仿真研究很有帮助.

2 神经网络逆系统方法

2.1 神经网络逆系统解耦原理

设非线性系统 Σ 是一个 r 维输入、 r 维输出的

收稿日期:2012-12-06;修回日期:2013-02-18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60905039)

作者简介:王杰(1959-),男,河南周口人,郑州大学教授,博士,博士生导师,研究生方向为智能计算与模式识别、数据挖掘、信息与计算机网络安全,E-mail:wj@zzu.edu.cn.

系统,它的输入为: $u(t) = [u_1, u_2, \dots, u_r]^T$, 输出为: $y(t) = [y_1, y_2, \dots, y_r]^T$, 其输入、输出微分方程一般可表示为

$$\Sigma: F(y^{(\alpha)}, Y, u) = 0. \quad (2)$$

其中,

$$y^{(\alpha)} = [y_1^{(\alpha_1)}, y_2^{(\alpha_2)}, \dots, y_r^{(\alpha_r)}]^T, \\ Y = [y_1, y_1^{(1)}, \dots, y_1^{(\alpha_1-1)}, y_2, y_2^{(1)}, \dots, y_2^{(\alpha_2-1)}, \dots, y_r, y_r^{(1)}, \dots, y_r^{(\alpha_r-1)}]^T \\ u(t) = [u_1, u_2, \dots, u_r]^T.$$

如果系统可逆,其 α 阶积分逆系统可表示为

$$\Pi_\alpha: u = Q(y^{(\alpha)}, Y). \quad (3)$$

取 $\varphi = y^{(\alpha)}$, 则原系统 Σ 的 α 阶积分逆系统为:

$$\Pi_\alpha: u = Q(\varphi, Y). \quad (4)$$

$\alpha = 0$ 时,系统 Π_α 为原系统 Σ 的单位逆系统,是 α 阶逆系统的特例.

用神经网络逼近式(4)所示的 α 阶逆系统,并将其串联到原系统 Σ 之前,则逆系统和原系统组合成的复合系统相当于 r 个相互无关的单输入单输出伪线性积分系统,从而实现了被控系统的线性化解耦,满足 $y^{(\alpha)} = \varphi$ 的关系^[6] (其中 φ 为复合系统的输入, y 为输出). 此时,复合系统的输入输出关系可简单的表示为

$$G_{ij} = \frac{y_j(s)}{\varphi_i(s)} = \begin{cases} s^{-\alpha_i}, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad i, j = 1, 2, \dots, r. \quad (5)$$

神经网络 α 阶逆系统的线性化解耦原理如图 1 所示.

利用神经网络可以逼近任意非线性函数的能力、较强的学习和适应能力,以及神经网络多输入多输出的特点,无需知道系统的精确数学模型,只需有限的系统信息,如系统各输出输出之间的相对阶 α , 就可以构造出系统的 α 阶逆系统,有效地突破了逆系统传统解析实现方法的瓶颈,构造出非解析实现形式的逆系统,使逆系统方法真正实用化.

2.2 神经网络 α 阶逆系统的结构和学习算法

神经网络 α 阶逆系统的结构如图 2, 它由两部分组成: 静态神经网络和若干积分器, 静态神经网络用来逼近逆系统的静态非线性函数, 积分器用来反映逆系统的动态特性.

RBF 网络^[7]采用局部逼近的方法,只需要调整对输出有影响的少量几个权值,在收敛速度、分类能力和逼近能力等方面均优于 BP 神经网络,笔者选用 RBF 神经网络. 积分器的个数取决于系

统输入输出的相对阶 α , 笔者采用 $\alpha = (2, 2)^T$.

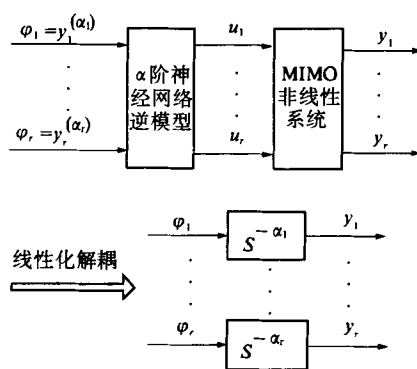


图 1 基于神经网络 α 阶逆系统的线性化解耦

Fig. 1 Linear decoupling based on neural network α -inverse system

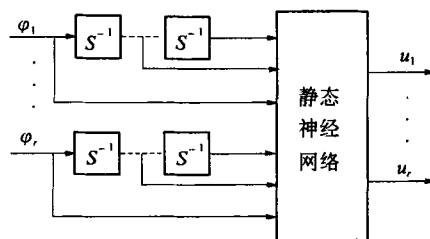


图 2 神经网络 α 阶逆系统结构

Fig. 2 Structure of neural network α -inverse system

RBF 网络由输入层、隐含层和输出层组成,可实现从 R^q 到 R^p 的非线性映射. 网络输入与输出间的映射关系为

$$y_k = \frac{\sum_{i=1}^n w_{ik} R_i(x)}{\sum_{i=1}^n R_i(x)} = \frac{\sum_{i=1}^n w_{ik} \exp\left[-\frac{(x - c_i)^T (x - c_i)}{2r^2}\right]}{\sum_{i=1}^n \exp\left[-\frac{(x - c_i)^T (x - c_i)}{2r^2}\right]}, \quad (k = 1, 2, \dots, p; i = 1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

式中: y_k 为第 K 个输出单元的输出; n 为隐含层节点数; x 为输入样本; $R_i(x)$ 为第 i 个隐含层单元的输出; w_{ik} 为隐含层输出到输出 y_k 的权值; c_i 为聚类中心; r 为聚类半径.

当用 RBF 神经网络对流化床逆系统进行辨识时, RBF 神经网络的输入为 $y = (\dot{T}_b, \dot{T}_b, T_b, \dot{\rho}_0, \dot{\rho}_0, \rho_0)$, 输出为 $\dot{u} = (\dot{Q}_1, \dot{B})^T$. 其中流化床的床温 T_b 和主蒸汽压力 ρ_0 通过采样取得, 床温和主蒸汽压力的导数由数值微分方法离线求得. 辨识的目的是使输出 \dot{u} 逼近原系统的输入 $u = (Q_1, B)^T$, 即使逆系统的性能指标函数: $J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [(Q_1(i) - \dot{Q}_1(i))^2 + (B(i) - \dot{B}(i))^2]$ 最

小化,其中 N 为训练样本数.

在 RBF 神经网络中,隐层节点的个数和中心是影响网络性能的重要因素. 隐含层节点数较少时,虽然能够提高系统速度,但是系统精度往往不能达到,而当隐含层节点数较多时,在满足系统精度的同时却很难满足系统的实时性要求. 笔者采用文献[8]提出的基于调整聚类半径的最近邻聚类算法,在满足性能指标的要求下,通过对聚类半径“粗调”和“细调”,使其达到一个满意值,从而使聚类中心数目达到最佳. 为了进一步提高网络精度,笔者把基于调整聚类半径的最近邻聚类算法得到的权值作为初值,采用最小均方(Least Mean Square, LMS)算法对权值进行优化. 训练结束后,把辨识到的 α 阶逆系统与原系统相串联,能将系统解耦成互不相关的 2 个伪线性子系统:二阶床温子系统和二阶主蒸汽压力子系统.

3 基于神经网络逆系统解耦的内模闭环控制

由上节所述,将神经网络辨识的逆系统与原非线性系统相串联,能够实现非线性、耦合系统的线性化和解耦. 但在实际应用中,由于神经网络逆系统构造误差、实际系统输入、输出和内部变量的工作区域限制等原因,此伪线性复合系统具有的“近似”线性化与“不完全”解耦. 因此,对于神经网络逆系统与被控系统组合的伪线性复合系统,还要设计闭环控制器^[2].

内模控制响应速度快,跟踪调节性能好,鲁棒性强,特别对模型的失配具有较大优势,并且能消除不可测干扰,更容易保证系统的鲁棒性和稳定性. 笔者引入内模控制策略对解耦后的伪线性系统进行闭环控制. 控制结构如图 3 所示.

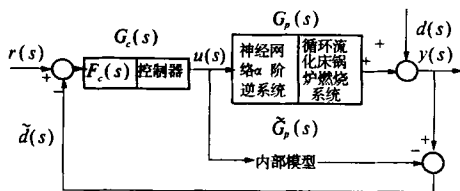


图3 基于神经网络逆系统的内模控制结构

Fig. 3 Structure of internal model control based on neural network inverse system

由于循环流化床锅炉燃烧系统系统近似被解耦成两个伪线性二阶积分子系统,内部模型可取为

$$\tilde{G}_p(s) = \begin{bmatrix} \frac{1}{s^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{s^2} \end{bmatrix}$$

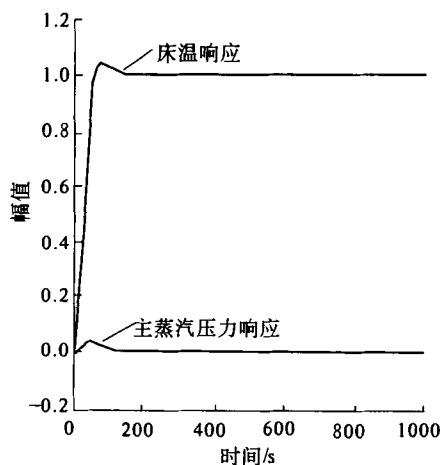
内模控制器 $G_c(s)$ 为滤波器 $F_1(s)$ 和内部模型逆的乘积,即

$$G_c(s) = F_1(s) \tilde{G}_p^{-1}(s).$$

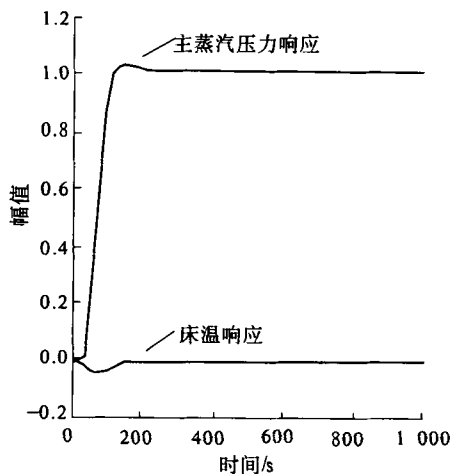
滤波器 $F_1(s)$ 的选择要保证控制器是正则的.

4 仿真研究

将训练好的 RBF 神经网络逆系统与被控系统串联构成伪线性复合系统,采用图 3 所示结构对系统进行控制,分别对床温、主蒸汽压力施加单位阶跃信号,系统仿真输出结果如图 4 所示.



(a) 床温定值单位阶跃扰动下的响应



(b) 主蒸汽压力定值单位阶跃扰动下的响应

图4 系统变量单独施加阶跃信号时的响应

Fig. 4 Response of system when variables suffered step signal respectively

由图4可以看出,当系统只给单一变量施加信号时,变量能够很快跟踪给定值,控制效果良好,同时另一变量波动较小,基于神经网络逆系统

的内模控制成功实现了循环流化床锅炉燃烧系统床温和主蒸汽压力的解耦。下面分别对系统的鲁棒稳定性和抑制扰动的能力进行仿真研究。

(1) 在 $t = 500$ s 时, 对系统施加幅值为 $d = \begin{bmatrix} 0.2 & 0 \\ 0 & 0.2 \end{bmatrix}$ 的强干扰, 系统仿真结果如图 5 所示。由图 5 可知, 内模控制系统具有很强的抑制阶跃扰动能力。

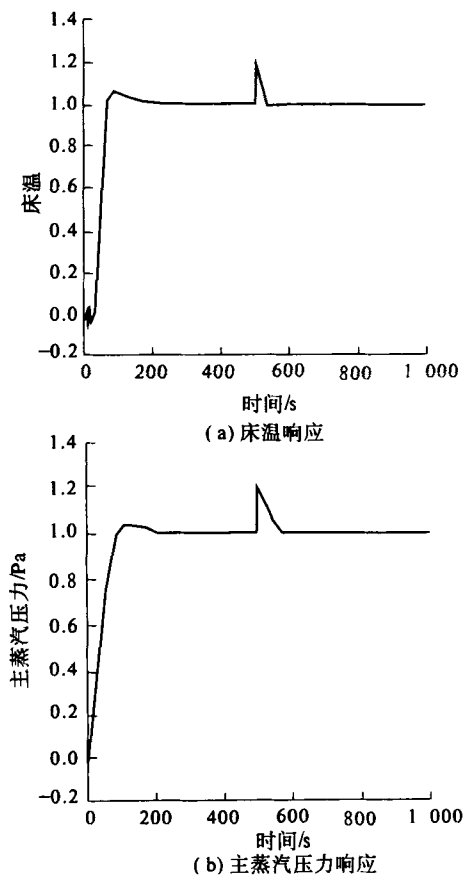


图 5 系统受到恒值扰动时的阶跃响应
Fig. 5 Step response of system when suffered constant disturbance

(2) 设在 $t = 500$ s 时, 在受到干扰 d 的同时, 被控系统的参数也发生了变化, 即将 $\begin{bmatrix} T_b \\ p_0 \end{bmatrix} =$

$$\begin{bmatrix} \frac{-0.08786}{(163s+1)^2} & \frac{0.386}{(180s+1)^2}e^{-30s} \\ \frac{0.036(940s-1)}{(10s+1)(160s+1)^2} & \frac{0.0066}{(260s+1)^2}e^{-60s} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} Q_1 \\ B \end{bmatrix}$$

变为

$$\begin{bmatrix} T_b \\ p_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-0.08786}{(180s+1)^2} & \frac{0.386}{(180s+1)^2}e^{-30s} \\ \frac{0.036(940s-1)}{(10s+1)(160s+1)^2} & \frac{0.0066}{(280s+1)^2}e^{-60s} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} Q_1 \\ B \end{bmatrix}$$

$\begin{bmatrix} Q_1 \\ B \end{bmatrix}$, 仿真结果如图 6 所示, 由图可知, 内模控制对参数摄动具有良好的鲁棒性。

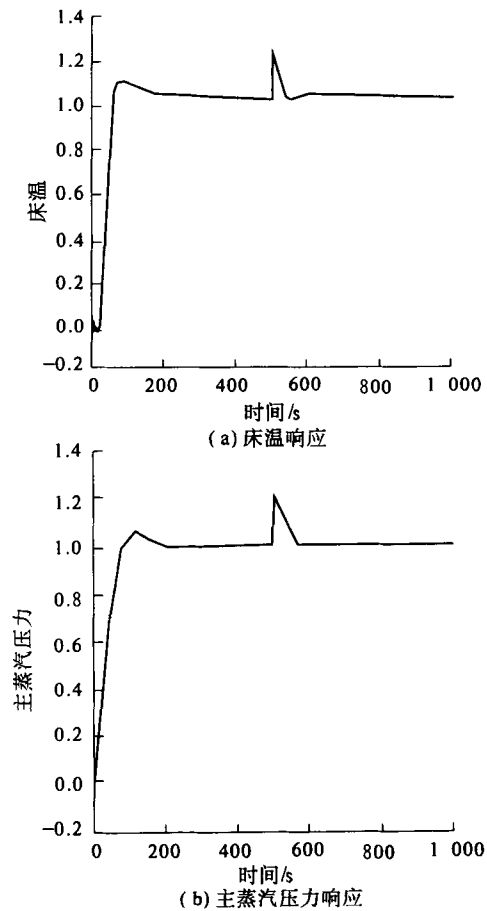


图 6 受到干扰的同时系统参数发生变化时的阶跃响应
Fig. 6 Step response of system when suffered constant disturbance and parameters changed

5 结论

针对循环流化床锅炉燃烧系统的非线性多变量强耦合特性, 笔者引入神经网络逆系统方法来实现系统的线性化解耦, 同时为了提高系统的鲁棒性和抗干扰能力, 将内模控制的思想与神经网络逆系统方法相结合, 对循环流化床锅炉燃烧系统进行稳定性控制。仿真结果表明, 此方案不仅能够很好的实现循环流化床锅炉燃烧系统的解耦控制, 并且当系统受到外界干扰或发生参数摄动时, 均具有良好的鲁棒稳定性。

参考文献:

- [1] X. Dai, D. He, X. Zhang, et al. MIMO system invertibility and decoupling control strategies based on ANN α th order inversion [J]. IEE Proc. Control Theory and Applications, 2001, 148(2): 125 ~ 136.
- [2] 戴先中. 多变量非线性系统的神经网络逆系统控

- 制方法[M]. 北京:科学出版社, 2005.
- [3] 董泽, 孙剑, 张媛媛, 等. 基于 α 阶神经网络解耦的循环流化床锅炉燃烧—汽水系统的 PSO-PID 控制[J]. 动力工程, 2009, 29(6): 549–553, 564.
- [4] ZHANG Yan-hong, ZHENG Zhong-qiao. Based on inverse system of internal model control[C]. 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCASM), 2010: 14–19.
- [5] 马素霞, 杨献勇. 循环流化床锅炉燃烧系统的动态特性研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(9): 1–6.
- [6] HORIO M, ISHH H, KOBUK A Y, et al. A scaling law for circulating fluidized bed[J]. Journal of Chemical Engineering of Japan, 1989(6): 587–592.
- [7] 孟令启, 王海龙, 马金亮, 等. 基于 RBF 神经网络的金属应力状态系数模型[J]. 郑州大学学报: 工学版, 2007, 29(1): 1–5.
- [8] 李娟, 李长奎, 张绍德. 一种基于动态最近邻聚类算法 RBF 网络非线性系统复合控制器设计[J]. 工业仪表与自动化装置, 2009(1): 49–52.

Internal Model Control of Circulating Fluidized Bed Based on Neural Network Inverse System

WANG Jie, CHEN Chun-yu

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In the circulating fluidized bed boiler (CFBB) combustion control system, to maintain normal bed temperature and main stream pressure is key to the stable and economic operation of CFBB. In view of the strong coupling relationship between this the two variables, this paper used neural network inverse system method to solve decoupling problem of the system. Furthermore, in view of the imperfection of the decoupling and parameter perturbation, interference and other factors which affect the system, a closed-loop internal model control strategy which has good stability and anti-jamming ability control is carried out. The simulation result shows that internal model control based on neural network inverse system method can not only realize decoupling of the system, get excellent static and dynamic characteristics, but also have good robust stability and disturbance rejection capability.

Key words: circulating fluidized bed boiler; neural network inverse system; decoupling; internal model control