

RBF 神经网络锅炉燃烧系统建模

宋清昆, 李源松

(哈尔滨理工大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要: 针对锅炉燃烧控制系统的研究和试验, 确定锅炉燃烧调节优化控制方案, 使发电机组安全经济稳定运行, 提高锅炉燃烧效率的问题, 是电厂锅炉优化的主要目标。基于大庆某热电厂锅炉的运行数据, 针对其优化的控制回路, 采用径向基神经网络的方法建立了以蒸汽压力、烟气含氧量和炉膛负压为输出的预测模型, 实现了上述 3 个参数的预测, 结果表明建立的模型能够反映锅炉的特性, 为下面的优化工作奠定了基础。

关键词: 径向基神经网络; 锅炉模型; 预测; 优化控制; 燃烧效率

DOI: 10.15938/j.jhust.2016.01.018

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2016)01-0089-04

Modeling of the Boiler Combustion System by RBF Neural Networks

SONG Qing-kun, LI Yuan-song

(School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: The research and test of boiler combustion control system determine the optimal control of boiler combustion adjustment scheme, make economic stability operation of the generator set, improve the efficiency of boiler combustion, and are one of the main targets of the power plant boiler optimization. Based on Daqing thermal power plant boiler operation data, aiming at the optimization of control circuit, by RBF neural network established steam pressure, flue gas oxygen content and furnace negative pressure for the output prediction model, we improve the above three parameters prediction. The results show that the model established can reflect the characteristics of the boiler, and the foundation for the following optimal work.

Keywords: radial basis function neural network; modeling of the boiler; prediction; optimal control; combustion efficiency

0 引 言

人工神经网络是大规模并行分布处理的非线性系统, 可以处理那些难以用数学模型描述的问题。凭借强大的自适应、自学习、联想记忆、高度容错和并行处理能力, 该理论的应用几乎已经渗透到了各个领域。锅炉燃烧系统是锅炉经济、安全运行的最关

子系统, 其控制系统主要实现锅炉母管蒸汽压力恒定、提高锅炉热效率、维持炉膛负压稳定的任务。径向基函数神经网络在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络^[1], 所以本文通过径向基神经网络对锅炉燃烧系统建立相对应的燃烧模型, 由于神经网络是根据对象的输入输出信息, 不断地对网络参数进行修正, 以实现从输入参数到输出参数的非线性映射, 整个学习过程不需要锅

收稿日期: 2014-11-18

作者简介: 宋清昆(1964—), 男, 教授, 硕士研究生导师, E-mail: 972504925@qq.com;

李源松(1989—), 男, 硕士研究生。

炉内部具体的燃烧传递函数的复杂过程,即将锅炉视为一个黑箱,因此,这种建模方法具有操作简单,可靠性强的特点,能够较好的反映出实际锅炉的燃烧特性.

1 RBF 网络的基本理论

RBF (radial basis function) 网络结构与前向神经网络类似,它是一种三层前向网络. 输入层由信号源结点组成^[9]. 第二层为隐含层,节点数目视所描述问题的需要而定. 第三层为输出,它对输入模式的作用做出响应. 从输入空间到隐层空间的变换是**没有权值的,而从隐含层空间到输出层空间的变换是**有权值的. 隐含层单元的变换函数是径向基函数,它是一种局部分布的对中心点径向对称衰减的非负非线性函数.

RBF 神经网络拓扑结构如图 1 所示. RBF 网络从输入空间到隐含空间的变换是非线性的,而从隐含层空间到输出空间的变换则是线性的. 这是一种前馈网络的拓扑结构.

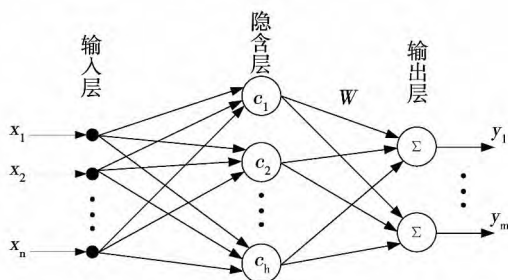


图1 RBF 神经网络结构

网络拓扑结构在很大程度上影响着神经网络自身的性能,而决定 RBF 网络拓扑结构的因素主要有四个: RBF 的中心矢量、隐节点数目、径向基函数的宽度以及隐含层到输出层之间的权值矩阵. 核函数的宽度参数决定了隐节点对外部输入信号的响应范围,每个隐节点的中心点位置和响应宽度可以是不同的,负责各自的局部映射动作. 当输入信号靠近某个隐节点中心时,则该节点被激活,在该节点将产生较大输出;当输入信号远离这个中心时,则该节点的输出趋于零. 激活函数只对输入信号产生局部响应,隐含层输出在输出层进行线性加权,实现从输入空间到输出空间的映射,从而使整个网络达到分类或函数逼近的目的^[9].

与多层感知器不同,高斯函数通常作为径向基

函数中常用的激活函数,可以表示为:

$$\Phi_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2\delta_j^2}\right) \quad (1)$$

式中: δ_j 表示高斯函数的方差; $\|x - c_j\|$ 则表示欧式范数; c_j 表示高斯函数的中心. δ_j 越小,径向基函数的宽度就越小,基函数选择性越强.

那么 RBF 网络的第 k 个输出就可表示为

$$y_k = \sum_{j=1}^n \omega_{kj} \Phi_j(x) \quad (2)$$

式中: ω_{kj} 为隐含层神经元和输出层神经元之间的权值; y_k 为实际输出. 常用的 RBF 神经网络学习方法将学习过程分两个阶段进行: 首先确定所有隐含层节点的中心 c_j ; 然后校正隐含层与输出层之间的连接权值矩阵 ω_{kj} .

2 基于 RBF 神经网络的锅炉建模

跟据大庆某热电厂锅炉燃烧控制回路的优化需求,以及对模型相关因素的分析,可选取网络的输入为送风量、引风量、给煤量; 输出为蒸汽压力,烟气含氧量和炉膛负压,构造一个三输入三输出的神经网络模型,网络的隐层个数则由 OLS 算法根据训练样本确定^[9]. 建模数据均以该热电厂 3 号锅炉的实际运行数据,所建模型可以用图 2 表示.

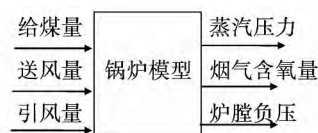


图2 锅炉模型结构图

随机选取 500 组数据作为网络的训练样本,随机选取 200 组作为模型的测试样本,在训练前先对数据进行滤波处理,将偏差较大的数据剔除,使用 Matlab 神经网络工具箱函数 newrb,对所构造的网络模型进行训练,所采用的算法为前向正交最小二乘法(FOLS)

^[5-9]. 该算法的步骤为: 首先逐步计算每一组训练样本,随机取一组输入训练样本作为中心,同时将一组输出中的一个元素作为权值,然后随着数据的不断输入来与中心做差,通过其不断修正中心和权值^[7-10]. 修正中心公式为

$$c_j^1 = \eta c_j + (1 - \eta) x_i \quad (3)$$

其中: c_j 为原始中心节点; $\eta = \frac{\sigma}{d}$, d 为初始半径; σ 为计算后半径. 权值计算公式为

$$\omega_1 = \omega_{kj} + \Delta\omega \quad (4)$$

$$\Delta\omega = \mu(\omega e^{\frac{\sigma^2}{2\delta^2}} - y_j) e^{\frac{\sigma^2}{2\delta^2}} \quad (5)$$

式中: $\mu \in (0, 1)$, 为修正步长; ω_{kj} 为初始权值. 具体数值在 Matlab 仿真中由所包含的工具箱函(newrb) 自行计算并确定. 计算后蒸汽压力训练误差如图 3 所示.

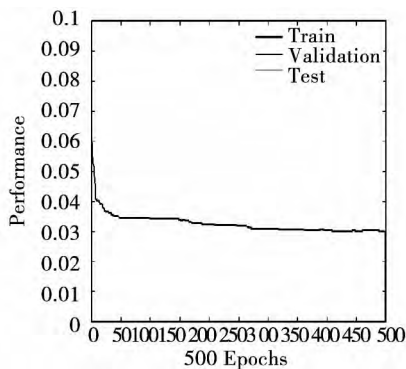


图 3 主蒸汽压力训练误差曲线图

3 实验结果

经过训练后, 3 个输出量拟合图分别如图 4 ~ 6 所示. 在图 4 中, 体现了主蒸汽压力的预测效果, 选取 200 组数据作为检验样本, 其中实线代表神经网络经训练后产生的预测值, 虚线代表从数据中选取的实际值, 将二者进行对比.

从以上几个图像可以看出, 模型与系统误差很小, 具有较高的精度. 可以验证出采用 RBF 神经网络跟踪锅炉当前的运行特性, 能够达到较好的逼近效果.

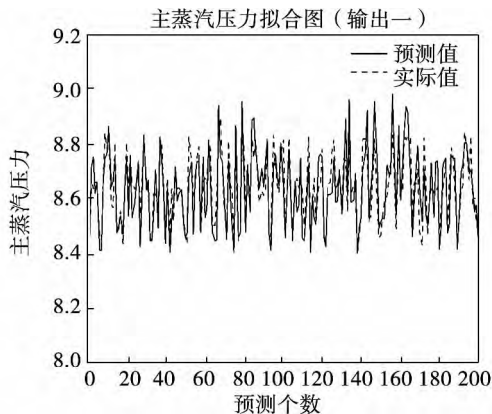


图 4 主蒸汽压力拟合图

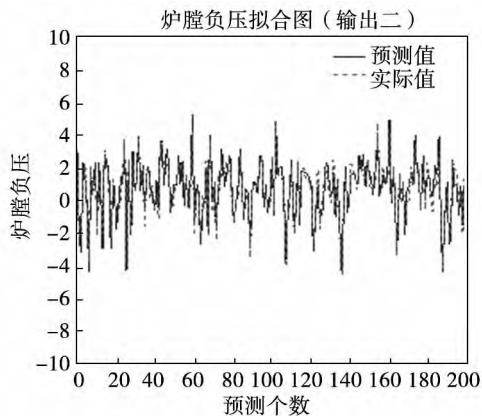


图 5 炉膛负压拟合图

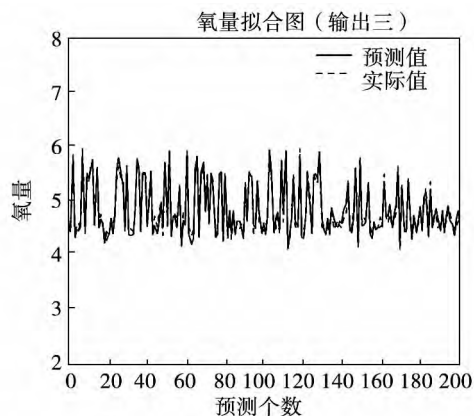


图 6 含氧量拟合图

4 模型检验

将上述模型经过整理后导入到 Simulink 仿真工具中, 选取其中的蒸汽压力一项对模型进行检验, 采用电厂中实际的 PID 控制系统对其进行控制, 根据现场各项指标调节参数, 调好后的控制图如图 7 所示.

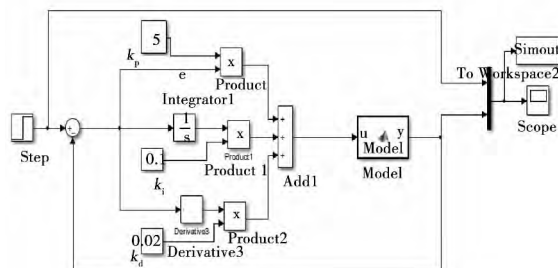


图 7 蒸汽压力控制系统仿真图

运行上述控制系统, 并绘出结果图形, 如图 8 所示.

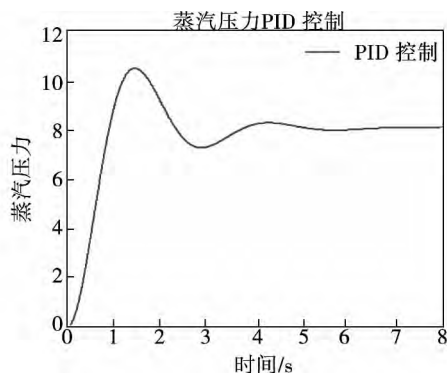


图8 蒸汽压力控制效果图

由图8可以看出,蒸汽压力在经过8 s左右的响应后达到8.4 MPa左右,基本符合控制需求,证明该模型能够应用于锅炉的控制仿真工作。

5 结 语

本文基于大庆某热电厂的项目需求,根据锅炉实时运行的数据,通过 RBF 神经网络对其进行建模,在神经网络的算法下以三输入(给煤量、送风量、引风量)分别逼近锅炉的三输出(蒸汽压力、炉膛负压、烟气含氧量),结果表明逼近效果较为优秀,将其应用到电厂实际控制中也取得了不错的效果,为后续的优化控制仿真工作奠定了基础。

参 考 文 献:

- [1] 王艳. 宏伟热电厂#1 炉锅炉燃烧智能优化控制的实现 [C] // 中国石油和化工自动化第十一届年会, 黄山, 2012: 49-52.
- [2] 刘志远, 吕剑虹, 陈来九. 智能 PID 控制器在电厂热工过程控制中的应用前景 [J]. 中国电机工程学报, 2002(8): 128-134.
- [3] HOPFIELD J. J. Neural Networks and Physical System with Emergent Collective Computational Capabilities [C] // Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1982.
- [4] HOPFIELD J. J. Neurons With Graded Response Have Collective Computational Properties Like Those of Two-state Neurons [C] // Proceedings of the National Academy of Science, 1984, 81(1): 3088-3092.
- [5] 李天军. RBF 神经网络及其在锅炉过热汽温控制中的应用 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2007.
- [6] 迟晓林. 基于知识的锅炉燃烧智能控制系统 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2013.
- [7] CHEN Jun-ying, QIN Zheng, JIA Ji. A PSO-Based Subtractive Clustering Technique for Designing RBF Neural Networks [C] // Evolutionary Computation (CEC2008), 2008(6): 77-78.
- [8] RONG Panxiang, SUN Jianpeng, LIU Zhaoyu, et al. Simulation and Research of Boiler Combustion Process Based on the Improved RBF Neural Network [C] // International Journal of u-and e-Serv-ice, Science and Technology, 2013, 6(5): 78-87.
- [9] 沈斌. 神经网络在生产过程建模中的应用 [J]. 自动化技术及应用, 2009(5): 15-16.
- [10] 舒怀林. PID 神经网络及其控制系统 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2006: 136-138.
- [11] 王勇. 火电厂亚临界锅炉实时动态模型的建立与仿真 [D]. 重庆: 重庆大学, 2005: 13-19.
- [12] 王田, 薛建中, 习志勇, 赵坤蛟, 等. 基于 RBF 神经网络辨识的过热蒸汽温度控制 [J]. 热力发电, 2008(10): 40-41.
- [13] 何宏源, 徐进学, 金妮. PID 继电自整定技术的发展综述 [J]. 沈阳工业大学学报, 2005(4): 409-413.
- [14] 陶保壮, 李炜, 张义超. RBF 与 BP 网络实时性分析 [J]. 皖西学院学报, 2008, 24(5): 32-33.
- [15] 华琇, 陈继红. 基于 RBF 神经网络的销售预测模型的研究与应用 [J]. 南通大学学报: 自然科学版, 2004(4): 84-86, 93.
- [16] 于文莉, 陈亚军, 李海. 基于 RBF 神经网络和遗传算法的建模与优化研究 [J]. 玉溪师范学院学报, 2005(3): 31-34.
- [17] 梁长志. 工业锅炉 DCS 控制系统设计研究 [J]. 自动化与仪器仪表, 2012(1): 3-5.
- [18] 高宁, 张建中. MATLAB 在 RBF 神经网络模型中的应用 [J]. 农业网络信息, 2009(2): 110-111.
- [19] LEECC. Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller. Part I [C] // IEEE Trans. SMC. 1990, 20(2): 404-418.
- [20] 袁慧君. AFSA-RBF 神经网络控制器 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2013.

(编辑: 温泽宇)