

文章编号:1009-038X(2001)05-0518-04

工业锅炉燃烧过程的稳态优化模型

徐玲, 徐礼国, 须文波, 邹斌

(江南大学通信与控制工程学院, 江苏无锡214036)

摘要: 建立了一个以能源成本最低为目标、采用神经网络模拟约束条件的工业锅炉燃烧过程稳态优化模型, 介绍了该模型的罚函数法求解算法, 并给出了一个应用实例, 理论计算和实际使用表明, 该模型有相当的精度, 可以显著提高系统的能源利用率。

关键词: 锅炉燃烧; 稳态优化; 神经网络; 罚函数

中图分类号: TK 219

文献标识码: A

A Stable Optimal Model for Boiler Combustion

XU Ling, XU Li-guo, XU Wen-bo, ZOU Bin

(School of Communication & Control Engineering, Southern Yangtze University 214036, China)

Abstract: In this paper, a stable optimal model with a neural network for boiler combustion was developed. The object function of the model is minimizing the energy cost. A penalty function algorithm for the model was given, at the same time a case for the model application was discussed.

Key words: boiler combustion; stable optimal model; neural network; penalty function algorithm

工业锅炉是典型的多输入、多输出、强非线性、无自衡的复杂系统, 不易建立准确的数学模型, 实现自动控制, 因而吸引了很多过程控制工作者对工业锅炉燃烧过程进行控制与优化研究。研究的重点是使过程克服工况波动, 保证持续、平稳燃烧, 并在工况趋于稳定情况下追求运行的优化效果^[1,2]。

由于锅炉运行的绝大部分时间是处在稳定状态, 影响锅炉燃烧系统的节能效果的主要因素是它在稳定状态的工作是否良好。因此锅炉自动控制的任务就是要保证在各种扰动作用下使系统稳定在经济燃烧状态, 以达到最优的经济指标^[2]。基于这个认识, 作者研制了二级锅炉燃烧控制系统, 上层为优化系统, 负责底层的控制系统设定值的优化, 而底层控制系统的任务则是保证各种主要指标稳

定在优化设定值上。

本文主要介绍上层稳态优化模型的设计, 该模型以能源消耗成本最低为目标, 以神经网络模拟工业锅炉稳态运行的约束条件, 并介绍了该模型的罚函数法求解算法, 给出了一个应用实例。

1 锅炉燃烧系统神经网络 稳态优化模型

锅炉燃烧系统的主要被控参数为: 烟气氧含量、炉膛负压、主蒸汽压力和主蒸汽流量, 其中, 烟气氧含量体现了锅炉的热效率, 而主蒸汽流量(负荷)是系统要适应的不可预知的随机变量。系统的调节手段是控制给煤量、引风量、送风量。锅炉燃烧系统稳态优化就是要确定合适的输入量, 使得锅炉

收稿日期:2001-04-17; 修订日期:2001-09-08.

基金项目:国家“九五”重点科技攻关项目(97-619-02-06)基金资助课题。

作者简介:徐玲(1951-),女,江苏常熟人,工学学士,副教授。

燃烧系统在提供足够的主蒸汽流量并保持主蒸汽压力恒定的条件下最经济燃烧,也即使得燃烧系统

的能源消耗最小。锅炉燃烧系统神经网络优化结构如图 1 所示。

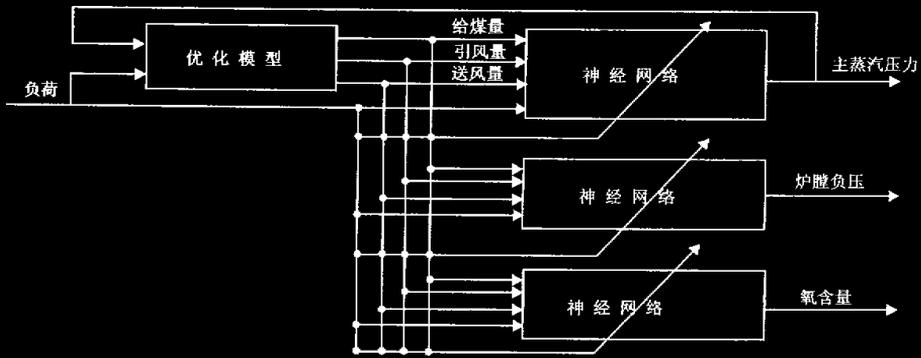


图 1 系统的神经网络优化结构图

Fig. 1 NN optimal structural diagram of system

其中稳态优化模型的形式化描述如下:

$$\min z = c_1x_1 + c_2x_2 + c_3x_3 \quad (1)$$

$$s.t. \quad yf - \min x_1 < yf - \max \quad (1.1)$$

$$sf - \min x_2 < sf - \max \quad (1.2)$$

$$mei - \min x_3 < mei - \max \quad (1.3)$$

$$yl - \min < yl = f(x_1, x_2, x_3, fh) < yl - \max \quad (1.4)$$

c_1, c_2, c_3 分别为送风量、引风量和给煤量的单位价格

x_1, x_2, x_3 分别为送风量、引风量和给煤量,是模型的决策变量

yl 是蒸汽压力,它是 x_1, x_2, x_3 和负荷的函数,函数 $f(x_1, x_2, x_3, fh)$ 是一个用 BP 神经网络表示并经过训练达到相当精度的模型。利用前馈神经网络描述锅炉燃烧系统中的主要物理量之间的关系,并将其作为优化模型的约束条件,是为了使模型能够模拟锅炉的运行,从而获得较高精度的优化结果。

$yf - \min, yf - \max$ 分别表示引风量的最小、最大限制。

$sf - \min, sf - \max$ 分别表示送风量的最小、最大限制。

$mei - \min, mei - \max$ 分别表示给煤量的最小、最大限制。

$yl - \min, yl - \max$ 分别表示蒸汽压力的最小、最大限制。

模型(1)的约束条件由两部分构成,其一是关于决策变量给煤量、引风量和送风量的范围约束,即式(1.1)~(1.3),其二是关于主蒸汽压力范围的约束,该约束在模型中的作用是模拟锅炉系统运

行,在主蒸汽流量一定的情况下,选择决策变量的取值时要保证锅炉主蒸汽压力在一定范围内。

但模型(1)是一个有约束的非线性优化模型。为了求解,将其转换为非线性无约束优化模型。转换后的模型如下:

$$\min \quad p(X, M) = c_1x_1 + c_2x_2 + c_2x_2 + M_k \sum_{i=1}^8 [\min(0, g_i(x_1, x_2, x_3, fh))]^2 \quad (2)$$

其中: $g_1(x_1, x_2, x_3, fh) = x_1 - sf - \min$

$$g_2(x_1, x_2, x_3, fh) = sf - \max - x_1$$

$$g_3(x_1, x_2, x_3, fh) = x_2 - sf - \min$$

$$g_4(x_1, x_2, x_3, fh) = sf - \max - x_2$$

$$g_5(x_1, x_2, x_3, fh) = x_3 - sf - \min$$

$$g_6(x_1, x_2, x_3, fh) = sf - \max - x_3$$

$$g_7(x_1, x_2, x_3, fh) = yl - yl - \min$$

$$g_8(x_1, x_2, x_3, fh) = yl - \max - yl$$

$M_k, k = 1, 2, \dots, \infty$ 是罚函数的罚因子。

$M_k \sum_{i=1}^8 [\min(0, g_i(x_1, x_2, x_3, fh))]^2$ 为罚函数的罚项。

模型(2)是一个无约束最小化问题,它将模型(1)的约束条件用罚函数的方式表现在目标函数中,罚因子 M_k 的取值将随着出现非可行解的次数增加。该模型的具体求解算法如下:

① 给出初始点 $X^{(0)}$, 初始罚因子 $M_1 > 0$ (实际计算取 $M_1 = 1000$), 放大系数 $C > 1$ (例如 $C = 10$), 允许误差 $\epsilon > 0$, 令 $k = 1$;

② 以 $X^{(k-1)}$ 为初始点, 求解罚函数 $\min P(X, M_k)$, 得其无约束极小点 $X^{(k)}$;

③ 若罚项 $< \epsilon$, 则停止计算, 得到原问题的近似极小点 $X^{(k)}$; 否则, 令 $M_{k+1} = CM_k, k = k + 1$, 返回

步骤②。

模型(2)求解的结果,是在给定的主蒸汽流量下,使得锅炉主蒸汽压力稳定,同时使得锅炉燃烧系统能源消耗最小的给煤量、送风量、引风量的值,也即锅炉燃烧系统稳态参数的优化值。

2 神经网络模型

前已述及,在锅炉燃烧系统稳态优化中要用主蒸汽压力恒定来表示锅炉的运行状态,而影响主蒸汽压力的因素很多,在燃烧系统方面主要是给煤量、送风量、引风量。另外在不同的负荷下,相同的燃烧系统输入产生的主蒸汽压力也是不同的,所以还要考虑主蒸汽流量的影响。

由于主蒸汽压力和给煤量、送风量、引风量以及主蒸汽流量的关系是非线性关系,作者采用如图1所示的前馈神经网络来辨识及描述。第一层是输入层,第四层是输出层,第二和第三层是中间层。设第 q 层的神经元的个数为 n_q ,输入到第 q 层的第 i 个神经网络元的连接权系数为 $w_{ij}^{(q)}$ 。该网络的输入输出变换关系为:

$$\begin{cases} s_i^{(q)} = \sum_{j=0}^{n_q-1} w_{ij}^{(q)} x_j^{(q-1)}, \\ (x_0^{(q-1)} = \theta_i^{(q)}, w_{i0}^{(q)} = 1) \\ x_i^{(q)} = f(S_i^{(q)}) = \frac{1}{1 + e^{-\mu_i^q}} \end{cases}$$

$$i = 1, \dots, n_q; j = 1, 2, \dots, n_{q-1}; q = 1, 2, 3, 4$$

作者采用具有较好泛化功能的反向传播(Back Propagation)学习算法加以训练。具体算法为:

设给定 p 组输入输出样本 $x_p^{(1)} = [x_{p1}^{(1)}, x_{p2}^{(1)}, x_{p3}^{(1)}, \dots, x_{pn_0}^{(1)}]^T, d_p, (p = 1, 2, 3, 4)$,取拟合误差的代价函数为: $E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^p (d_p - x_p^{(4)})^2$ 。并采用引入

动量项和变步长方法的改进基本BP算法调整权重,以降低网络对误差曲面局部细节的敏感性,有效地抑制网络陷入局部极小,加快收敛速度。

同理建立并训练的描述烟气氧含量及炉膛负压与给煤量、送风量、引风量和主蒸汽流量之间关系的神经网络模型亦如图1所示,这样上层优化系统即可根据能耗最低的原则和负荷变化情况给出下级控制层3个主要被控参数的优化设定值。

3 优化模型的应用及结论

作者对一个75 t/h的锅炉进行了建模。实际使用情况表明上述神经网络在建立主蒸汽压力、烟气氧含量及炉膛负压模型时可达相当高的精度。图2是主蒸汽压力的实际测量值与模型估计值的残差,可见其误差很小,统计检验表明,估计值的均值与测量值的均值相等,误差的方差为0.0114。

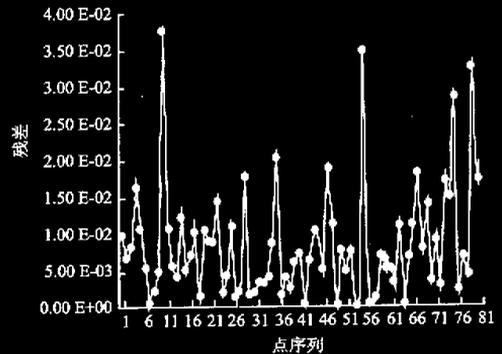


图2 蒸汽压力模型估计值与测量值之间的残差

Fig.2 Residuals between estimated and measured data of the pressure model

表1 优化结果

Tab.1 Optimized results

主蒸汽流量/(t/h)	主蒸汽压力/Mpa	引风开度/%	送风开度/%	给煤量/(t/h)	烟气氧含量/%	炉膛负压/Mpa
55.0	4.86	40	18	4.91	7.08	-30.41
63.2	4.86	42	20.5	5.30	7.48	-31.39
71.1	4.84	42.5	27.8	8.33	6.64	-35.76
79.0	4.70	42.5	20.6	8.02	5.58	-42.53

表1给出了在神经网络模型的基础上优化计算的结果。按表1计算结果指导底层控制,可获得大约6%左右的节能率。表1中还给出了根据神经

网络模型计算得到的氧含量估计值,其变化显然同经验研究的结论是符合的,也即当负荷(主蒸汽流量)下降时,为保证锅炉经济燃烧,其炉膛负压(绝

对值)下降的同时烟汽氧含量上升。

综上所述,作者提出的锅炉燃烧系统稳态参数优化方法,可在基于锅炉正常工作数据建立系统模

型的基础上,比较容易地获得锅炉稳态运行的优化值。实践表明该模型的结果符合实际生产情况,取得了显著的节能效果。

参考文献:

- [1] 郑怀林,叶桦,陈维南.工业锅炉燃烧系统分级智能控制[J].工业仪表与自动化装置,1999,2:16~18.
- [2] 石兆三等.火电厂锅炉燃烧过程模糊控制系统的设计及应用[J].自动化仪表,1999,9:32~35.
- [3] 孙增圻.智能控制理论与技术.北京:清华大学出版社,1997.
- [4] 《运筹学》教材编写组.运筹学,北京:清华大学出版社,1990.

(责任编辑:朱明)

(上接第517页)

型的参数化设计,大大减少程序设计量和提高了程序开发效率;以三维模型样板作为参数化设计程序生成三维模型的基础,可随时扩充程序的适用范围,而不必对程序进行修改;设计的参数化程序甚至不用任何修改可用于 Solid Edge 的不同版本,如

V7.0、V8.0 和 V9.0 等。虽然这里讨论的通用参数化程序设计是以特定的三维 CAD 系统为基础的,但这种设计思想对任何具有参数化特征造型功能的 CAD 系统同样适用。

参考文献:

- [1] 林允,张乐强编著. Visual Basic 6.0 用户编程手册[M].北京:人民邮电出版社,1999.
- [2] 张齐冰,黄胜编. Solid Edge 二次开发高级指南[M].上海:同济大学出版社,2000.

(责任编辑:李春丽)