

# 电站锅炉热效率和 NO<sub>x</sub> 排放混合建模与优化

吕玉坤<sup>1</sup>, 彭鑫<sup>2</sup>, 赵锴<sup>1</sup>

- (1. 华北电力大学能源动力与机械工程学院, 河北省 保定市 071003;
2. 华能荆门热电厂筹建处, 湖北省 荆门市 448002)

## Hybrid Modeling Optimization of Thermal Efficiency and NO<sub>x</sub> Emission of Utility Boiler

LÜ Yukun<sup>1</sup>, PENG Xin<sup>2</sup>, ZHAO Kai<sup>1</sup>

- (1. School of Energy Power and Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, Hebei Province, China; 2. Preparation and Construction Office of Huaneng Jingmen Thermal Power Plant, Jingmen 448002, Hubei Province, China)

**ABSTRACT:** Increasing thermal efficiency of utility boilers and reducing pollutant emission are both important for saving energy and protecting environment. The artificial intelligence method is widely used in boiler combustion optimization. Based on the test data of boiler combustion adjustment in a 300 MW power plant, a model of the boiler combustion system was established by using BP neural network targeting at boiler efficiency and NO<sub>x</sub> emission. The present model was optimized with the genetic algorithms to improve the training and prediction accuracy. The average prediction error declines from 0.22% to 0.06% for boiler efficiency and from 3.5% to 0.15% for NO<sub>x</sub> emission concentration. And based on global optimization with genetic algorithm method, the multi-objective optimization was transformed to a single objective optimization with weight coefficients. The results show that the present method can optimize the boiler efficiency and NO<sub>x</sub> emission according to practical requirements, and the optimization level depends on each weight coefficient. Thus, the corresponding boiler operation control parameters could be obtained, which can provide guidance for power plant boiler optimal operation.

**KEY WORDS:** utility boiler; NO<sub>x</sub> emission; boiler efficiency; optimization

**摘要:** 提高电站锅炉热效率和降低污染物排放对于节约能源和保护环境具有重要意义。人工智能方法在优化锅炉燃烧方面有广泛的应用。该文以某 300 MW 电站锅炉燃烧调整试验数据为基础, 采用 BP 神经网络建立以锅炉效率和 NO<sub>x</sub> 排放为目标的锅炉燃烧系统模型, 利用遗传算法对模型进行优化, 使模型训练精度和预测精度大为提高, 锅炉效率平均预测误差由 0.22% 降至 0.06%, NO<sub>x</sub> 排放浓度平均预测误差由 3.5% 降至 0.15%。利用遗传算法进行全局寻优, 并用权重系

数法将多目标优化转化为单目标优化。结果表明, 该方法可根据需要对锅炉效率和 NO<sub>x</sub> 排放进行优化, 实际中需重点优化锅炉效率或者重点优化 NO<sub>x</sub> 排放时只需要改变权重系数即可, 由此得到相应的锅炉运行参数, 并为锅炉优化运行提供指导。

**关键词:** 电站锅炉; NO<sub>x</sub> 排放; 锅炉效率; 优化

## 0 引言

节能减排是国家和社会关注的焦点。我国平均发电煤耗已降至 340 g/(kW·h), 但是与世界先进水平仍有不小的差距, 相差约 20 g/(kW·h)。因此必须优化火电机组的运行, 以降低煤耗和污染物的排放。2010 年我国发电装机容量已突破 9 亿 kW, 年底将达到 9.5 亿 kW 左右, 其中火电为 7 亿 kW, 占 73.68% 左右。可见我国火电的节能降耗是全局中的重点, 火电机组的优化运行有巨大的经济效益和社会效益。

大量实践经验<sup>[1-4]</sup>表明, 电厂通过燃烧调整优化试验可以有效提高锅炉效率和降低污染物排放。其主要研究了二次风配风方式, 炉膛氧量, 负荷, 煤质, 一、二次风速, 磨煤机组合运行方式等因素对锅炉燃烧系统的影响, 得到了各个因素与锅炉效率和污染物排放的影响关系, 以指导电站锅炉运行。锅炉燃烧调整试验一般均采用“单因素轮换法”, 即只改变一个被调因素, 其他因素保持不变, 然后观察该因素的变化对锅炉运行的影响。当这一因素确定最佳值后, 再轮换其他调整因素。显然这种方法未考虑各因素之间的交互作用, 最后得到的最佳工况“非最佳”。因此, 现在很多都采用正交试验

法,即同时改变 2 个以上的调整因素。但是由于锅炉效率和污染物排放特性复杂,其诸多影响因素具有很强的耦合性,使得所获得的试验数据的分析也很复杂<sup>[5-8]</sup>。

目前,人工智能方法在锅炉燃烧优化中得到了广泛的应用<sup>[9-10]</sup>。该方法只需要从电厂分散控制系统(distributed control system, DCS)提取数据或根据锅炉燃烧调整优化试验的数据建立燃烧系统输入、输出模型,然后利用优化算法对锅炉效率和污染物排放进行优化,得到锅炉效率和污染物排放综合最优的运行参数,以指导电厂安全经济运行。大量研究表明,基于神经网络和遗传算法的锅炉燃烧优化方法是一种有效手段,能够实现锅炉运行的整体优化<sup>[11-13]</sup>。

浙江大学的周昊、河海大学的许昌、东南大学的王培红以及华南理工大学的马晓茜等人<sup>[14-17]</sup>在神经网络建模和燃烧优化方面都进行了深入的研究,很多方法值得借鉴。本文在前人研究的基础上,利用神经网络建模,并对模型本身进行优化,最后对锅炉效率和 NO<sub>x</sub> 排放进行了双目标优化。

## 1 模型的建立

### 1.1 BP 神经网络的输入与输出

本文以某 300 MW 锅炉燃烧调整试验数据为基础,选择以下变量作为神经网络的输入:代表锅炉负荷的发电负荷;总给煤量及各层给煤量;煤质特性取收到基碳、氢、氧、氮、硫、水分、灰分、固定碳和低位发热量;各层一、二次风门开度;代表过量空气系数的炉膛氧量;代表燃料燃尽程度的飞灰含碳量和灰渣含碳量;给水温度和排烟温度等共 30 个输入变量。输出变量 2 个,分别为锅炉效率和 NO<sub>x</sub> 排放浓度。模型与输入和输出的关系见图 1 所示。

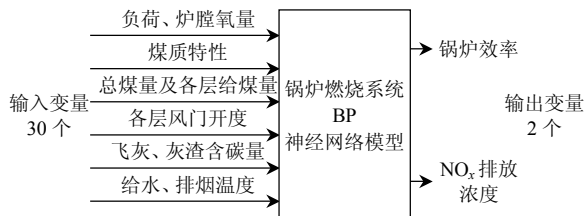


图 1 锅炉燃烧系统 BP 神经网络模型

Fig. 1 BP neural network model of boiler combustion system

### 1.2 数据归一化处理

原始数据的单位和数量级都各不相同,而神经

网络的传递函数对输入有一定的范围限制,通常在  $[0,1]$  或  $[-1,1]$  之间,如果将原始数据直接作为网络输入,容易导致神经元过饱和,也容易使数量级低的某些特征被淹没。因此,为了网络完全准确识别学习样本,使模型运行时收敛加快,有必要对这些数据进行归一化处理。方法如下:

$$x_n = \frac{2(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \quad (1)$$

式中:  $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$  分别为变量在所有工况中的最大和最小值;  $x_n$  为归一化后的数据;  $x$  为原始数据。

### 1.3 模型的建立

本文利用 newff 创建一个前向 BP 神经网络,采用单隐层的网络结构,输入层到隐层传递函数为 S 形正切函数 tansig,隐层到输出层传递函数为线性函数 purelin。网络训练函数采用 Levenberg-Marquardt 算法,即 trainlm 训练函数。学习速率设为 0.01,训练均方误差小于 0.001。隐层节点数参考文献[18]的方法,同时进行试算,选用 11 个隐节点的网络结构。

### 1.4 模型的优化

用 BP 神经网络建模时,权值和阈值是随机产生的,不同的权值和阈值使模型的预测精度各异,直接用 BP 神经网络建模时,即使得到一个满足要求的网络模型,却不能保证该网络模型是否最优。鉴于模型对整个优化过程的重要性,笔者利用遗传算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,并首次将模型的预测误差列入到适应度函数中,得到 GA-BP 神经网络模型。而隐节点数可用试算的方法来得到。

对模型进行优化时,遗传算法设定种群规模为 150,进化代数为 80 次,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.1,误差适应度函数为训练误差和两个预测输出目标的误差之和:

$$\min f(x) = aE_T + bE_1 + cE_2 = a\left(\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - o_i}{o_i} \right| \right) + b\left| \frac{y_{n+1} - o_{n+1}}{o_{n+1}} \right| + c\left| \frac{y_{n+2} - o_{n+2}}{o_{n+2}} \right| \quad (2)$$

式中:  $E_T$  为模型训练误差;  $E_1$  为预测锅炉效率误差;  $E_2$  为预测 NO<sub>x</sub> 排放浓度误差;  $n$  为网络输出节点;  $y_i$  为 BP 神经网络第  $i$  个节点的期望输出;  $o_i$  为第  $i$  个节点的预测输出;  $a$ 、 $b$ 、 $c$  为比例系数。

因为锅炉效率和  $\text{NO}_x$  排放浓度的误差数量级不同, 所以应该分别乘以不同的比例系数, 使得预测误差均匀分配, 本文经过试算后,  $a$ 、 $b$ 、 $c$  的值分别取为 0.5、10、1。

### 1.5 模型优化结果

本文所用试验数据共 17 个工况, 即 17 组数据, 选取 1~14 组作为神经网络训练样本, 15~17 组数据作为检验样本。图 2、3 分别为 GA-BP 神经网络和 BP 神经网络对锅炉效率和  $\text{NO}_x$  排放浓度预测值与试验值的比较图。

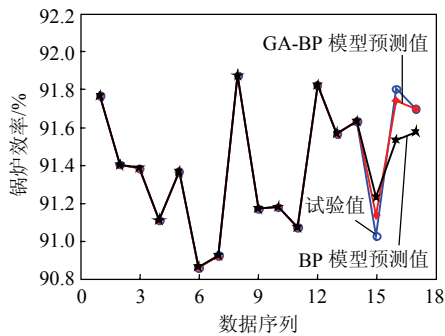


图 2 模型对锅炉效率的预测结果

Fig. 2 Model predictions of boiler efficiency

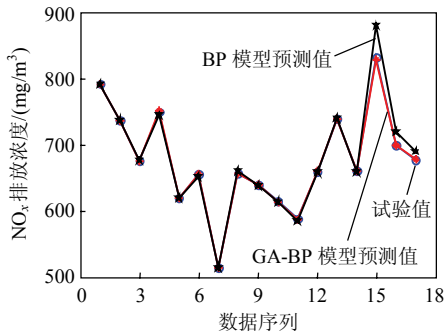


图 3 模型对  $\text{NO}_x$  排放浓度的预测结果

Fig. 3 Model predictions the concentration of  $\text{NO}_x$  emission

由图可见, BP 神经网络的泛化能力很强, 训练样本与试验值几乎都已经重合, 最后 3 个预测样本也非常接近, 其锅炉效率预测相对误差分别为 0.22%、0.30%、0.14%,  $\text{NO}_x$  排放浓度预测相对误差分别为 5.8%、2.7%、2.0%。GA-BP 神经网络锅炉效率预测相对误差分别为 0.12%、0.07%、0,  $\text{NO}_x$  排放浓度预测相对误差分别为 0.31%、0.01%、0.14%。显然遗传算法优化了 BP 神经网络的性能, 使 BP 神经网络预测精度大幅提高, 也为后续锅炉运行参数优化的可信性奠定了基础。

## 2 锅炉效率和 $\text{NO}_x$ 排放双目标优化

### 2.1 全局寻优适应度函数

本文的优化目标有 2 个, 一个是锅炉效率, 一个是  $\text{NO}_x$  排放, 因而是一个多目标优化问题。本文将适应度函数线性求和, 分别对 2 个目标乘以权重, 将多目标问题转化为单目标问题。

全局寻优适应度函数如下:

$$\min F = -m\eta + n[\text{NO}_x]_c + k \quad (3)$$

式中:  $\eta$  为锅炉效率;  $[\text{NO}_x]_c$  为  $\text{NO}_x$  排放浓度;  $m$ 、 $n$  分别为锅炉效率和  $\text{NO}_x$  排放浓度的权重, 且  $m+n=1$ ;  $k$  为常数, 以保证适应度函数值为正。

随着权重的变化, 优化结果也各有侧重, 从而为优化决策提供选择。

### 2.2 优化参数及约束条件

锅炉在实际运行中, 有些参数是不能人为调整的, 比如锅炉设备的布置、炉型、结构等; 而运行负荷、煤质、排烟温度等在实际中也不能随意调整, 虽然它们在运行时会发生变化, 但都是不以人的意志为转移的, 仍视作不可调整参数。可调整参数是指锅炉在运行时, 操作人员能在安全范围内对其进行控制和调整的参数。

本文根据实际试验数据, 选择可调参数(如代表过量空气系数的炉膛氧量, 各一、二次风门开度等 9 个参数)作为待优化变量。考虑到试验数据量有限, 各变量的变化范围有限, 如果不考虑实际数据的范围, 则可能导致优化结果与实际不符。因此各变量的范围均在试验数据最大值与最小值内波动。对于不可调参数, 则直接作为常量输入。

### 2.3 不同权重下各工况优化结果分析

分别对锅炉效率和  $\text{NO}_x$  排放浓度在不同权值条件下, 对每一工况进行寻优, 具体结果如下。

1)  $m=0.1$ ,  $n=0.9$ 。

当  $m=0.1$ 、 $n=0.9$  时, 即更重视降低  $\text{NO}_x$  排放浓度时, 从图 4、5 中可以看出, 各工况下的  $\text{NO}_x$  排放浓度均大幅降低, 达到很好的优化效果; 而此时锅炉效率也大部分下降, 锅炉效率下降最多的几个工况, 其  $\text{NO}_x$  排放浓度也降低最多。因此, 降低  $\text{NO}_x$  排放浓度以牺牲一定的锅炉效率为代价。

2)  $m=0.3$ ,  $n=0.7$ 。

当  $m=0.3$ 、 $n=0.7$  时, 从权重系数看, 此时仍然更重视降低  $\text{NO}_x$  排放, 但从图 6、7 看出, 锅炉

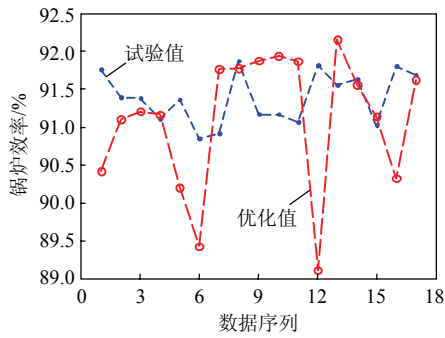


图 4 锅炉效率优化结果( $m=0.1, n=0.9$ )  
Fig. 4 The optimization results of boiler efficiency ( $m=0.1, n=0.9$ )

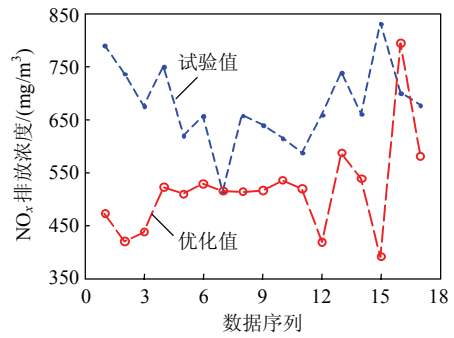


图 7 NO<sub>x</sub> 排放优化结果( $m=0.3, n=0.7$ )  
Fig. 7 The optimization results of NO<sub>x</sub> emission ( $m=0.3, n=0.7$ )

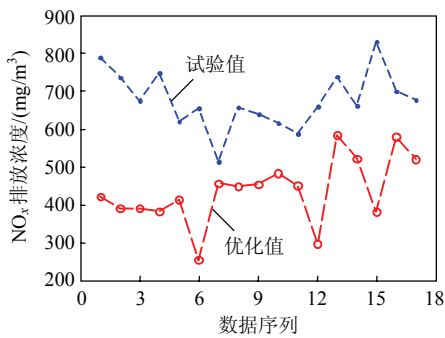


图 5 NO<sub>x</sub> 排放结果( $m=0.1, n=0.9$ )  
Fig. 5 The optimization results of NO<sub>x</sub> emission ( $m=0.1, n=0.9$ )

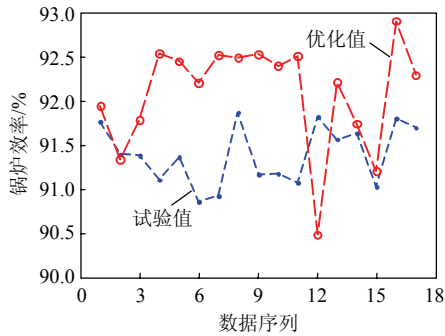


图 6 锅炉效率优化结果( $m=0.3, n=0.7$ )  
Fig. 6 The optimization results of boiler efficiency ( $m=0.3, n=0.7$ )

效率和 NO<sub>x</sub> 排放浓度同时得到了优化,这是因为试验数据中二者的比例关系不同,误差数量级也不相同,另外在建立模型时遗传算法的误差适应度函数对二者的误差权重也不相同。从图中还看出,NO<sub>x</sub> 排放浓度低的工况,其锅炉效率也较低,锅炉效率和 NO<sub>x</sub> 排放浓度变化的趋势较一致,从而进一步验证了降低 NO<sub>x</sub> 排放浓度以牺牲一定的锅炉效率为代价。

3)  $m=0.5, n=0.5$ 。

当  $m=0.5, n=0.5$  时,由图 8、9 可见,锅炉效率优化后增大较多,但 NO<sub>x</sub> 排放浓度优化效果不明显,且在此权重下,很多工况 NO<sub>x</sub> 排放浓度高于 650 mg/m<sup>3</sup> 的最高允许排放限度<sup>[19]</sup>。因此,这时的权重已不适合现场实际,所以优化时以权重  $m < 0.5$  为宜。本文认为当  $m=0.3, n=0.7$  时优化效果较好,既能使 NO<sub>x</sub> 排放浓度符合国家相关要求,也能保证

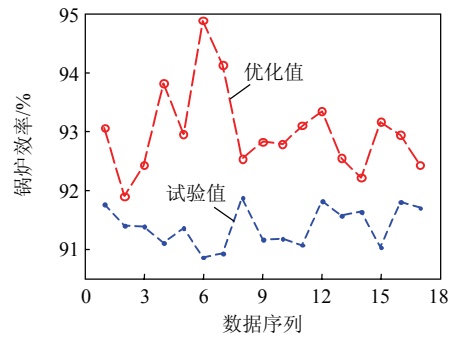


图 8 锅炉效率优化结果( $m=0.5, n=0.5$ )  
Fig. 8 The optimization results of boiler efficiency ( $m=0.5, n=0.5$ )

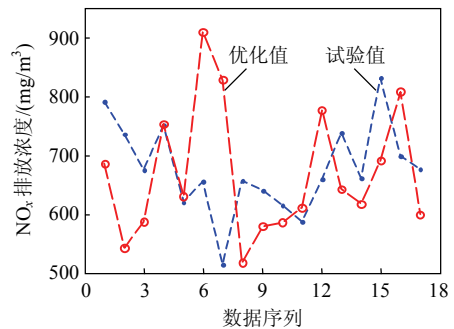


图 9 NO<sub>x</sub> 排放结果( $m=0.5, n=0.5$ )  
Fig. 9 The optimization results of NO<sub>x</sub> emission ( $m=0.5, n=0.5$ )

一定的锅炉效率。需要注意的是,  $m=0.3$ 、 $n=0.7$  只是针对普遍情况, 实际上, 各个工况的最佳权重也不一定相同, 这就需要针对每一工况分别进行不同权重的优化研究。

## 2.4 单一工况变权重优化结果分析

通过上面的分析, 作者针对各个工况进行了变权重优化分析。鉴于篇幅, 仅列出工况 10 的优化结果于图 10 中。

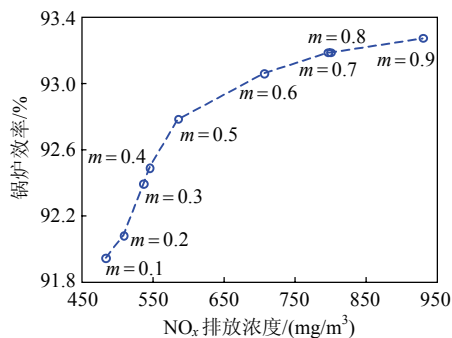


图 10 工况 10 变权重优化结果

Fig. 10 Variable weight optimization results of condition 10

由图 10 可看出, 当权重  $m$  从 0.1 升至 0.5 时, 锅炉效率有较大幅的提升, 而  $\text{NO}_x$  排放浓度则增幅缓慢, 且均低于最高排放限  $650 \text{ mg/m}^3$ ; 当权重  $m$  从 0.5 升至 0.9 时, 锅炉效率增幅平缓, 而  $\text{NO}_x$  排放浓度却大幅增加, 且均高于最高排放限。因此, 笔者认为: 当  $m=0.5$  时为 2 个优化目标最优结合点, 此时,  $\text{NO}_x$  排放浓度低于最高排放限, 且还有一定的调整裕量, 若进一步降低权重  $m$ , 锅炉效率的上升空间也已不大。

为了对优化前后的运行参数进行比较, 同时限于篇幅, 现仅将工况 1 和工况 10 对应最优锅炉效率和  $\text{NO}_x$  排放浓度的锅炉运行参数列于表 1 中。

从表 1 的优化结果可看出, 对于工况 1, 优化前锅炉采用均等配风, 优化后采用近似倒塔配风, 其主燃区采用了低空气量燃烧, 最上部的风门开度变大使得燃尽风增多, 这种优化结果与空气分级燃烧的理论相吻合, 锅炉的配风方式符合低  $\text{NO}_x$  燃烧技术; 而炉膛氧量有所降低, 符合低氧燃烧技术。

对于工况 10, 优化前锅炉采用束腰配风, 而优化后也采用近于倒塔的配风方式, 这与燃烧优化试验结果相一致, 仍符合低  $\text{NO}_x$  燃烧技术理论。优化后炉膛氧量有所增加, 从而使燃烧更充分, 而此时

表 1 优化结果对比分析

Tab. 1 Comparison of optimization results

优化参数	工况 1		工况 10	
	优化前	优化后	优化前	优化后
锅炉效率/%	91.77	91.94	91.18	92.80
$\text{NO}_x$ 排放浓度/( $\text{mg/m}^3$ )	791.5	473.5	615.7	586.4
EF 风门开度/%	50.3	74.7	100	75.4
EE 风门开度/%	50.2	50.0	79.8	55.3
DE 风门开度/%	50.3	47.1	40.1	61.3
DD 风门开度/%	49.3	41.6	20.4	54.8
CD 风门开度/%	49.8	32.3	19.9	47.1
BC 风门开度/%	49.8	49.3	25.8	40.6
AB 风门开度/%	49.2	38.4	30.2	28.8
AA 风门开度/%	50.2	35.7	60.8	35.3
炉膛氧量/%	3.72	2.60	2.05	3.33

炉膛氧量仍然处于较低水平, 不至使排烟损失过大, 因此锅炉效率得到提高。

## 3 结论

锅炉燃烧系统的建模与优化中, 模型对整个过程中起着至关重要的作用, 只有准确可信的模型才能得到可信的优化结果, 因此本文在模型的建立方面做了大量的工作。用遗传算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行了优化, 并首次将模型的预测误差也加入到遗传算法的误差适应度函数中。并通过试算选择了合适的隐层节点数, 结果表明, GA-BP 模型的泛化能力比单纯的 BP 神经网络大大增强, 训练精度和预测精度大为提高。

在对锅炉运行参数优化的过程中, 用权重系数法将双目标问题转化成了单目标问题, 使问题大为简化, 通过权重系数的调整, 可得到侧重不同的优化结果。

锅炉效率和  $\text{NO}_x$  排放在优化过程中一般是相互矛盾的, 提高效率的同时,  $\text{NO}_x$  排放会增大, 而降低排放的同时, 会以牺牲效率为代价。但是二者有一最佳结合点, 可根据实际需要, 对锅炉各运行工况进行运行参数寻优。

## 参考文献

- [1] 费俊, 孙锐, 张晓辉, 等. 不同燃烧条件下煤粉锅炉  $\text{NO}_x$  排放特性的试验研究[J]. 动力工程, 2009, 29(9): 813-817.  
Fei jun, Sun yue, Zhang xiaohui. Characteristics of  $\text{NO}_x$  emission in pulverized coal fired boiler under different

- combustion conditions[J]. *Journal of Power Engineering*, 2009, 29(9): 813-817(in Chinese).
- [2] 曹红加, 唐必光, 许洪波. 煤粉浓淡燃烧方式对电站锅炉排放影响的试验研究[J]. *中国电机工程学报*, 2004, 24(8): 229-232.  
Cao jiahong, Tang biguang, Xu hongbo. The influence of coal blas combustion mode on NO<sub>x</sub> emission from power station bliler[J]. *Proceedings of CSEE*, 2004, 24(8): 229-232(in Chinese).
- [3] 王学栋, 栾涛, 程林, 等. 锅炉燃烧调整对 NO<sub>x</sub> 排放和锅炉效率影响的试验研究[J]. *动力工程*, 2008, 28(1): 19-23.  
Wang xudong, Luan tao, Cheng lin, et al. Experimental study of the effect of boiler combustion control on NO<sub>x</sub> emission and boiler efficiency[J]. *Journal of Power Engineering*, 2008, 28(1): 19-23(in Chinese).
- [4] 王学栋, 辛洪昌, 栾涛, 等. 330 MW 机组锅炉燃烧调整对 NO<sub>x</sub> 排放浓度影响的试验研究[J]. *电站系统工程*, 2007, 23(3): 7-10.  
Wang xuedong, Xin hongchang, Luan tao, et al. Research and test on influence of boiler combustion adjusting on NO<sub>x</sub> emission of 330 MW unit[J]. *Power system engineering*, 2007, 23(3): 7-10(in Chinese).
- [5] 赵绪新. 基于人工智能技术的电站锅炉最优氧量预测[J]. *热力发电*, 2006(10): 43-45.  
Zhao xuxin. Forecast of optimal oxygen content in flue gas from utility boiler based on artificial intelligent technology[J]. *Thermal power generation*, 2006(10): 43-45(in Chinese).
- [6] 赵敏, 颜文俊, 郑军. 基于广义动态模糊神经网络的电厂锅炉燃烧优化建模[J]. *热力发电*, 2010, 39(3): 19-22.  
Zhao Min, Yan Wenjun, Zheng Jun. Combustion optimization modeling for utility boilers based on generalized dynamic fuzzy neural networks[J]. *Thermal power generation*, 2010, 39(3): 19-22(in Chinese).
- [7] 苍国超, 吴海姬, 王雷, 等. 锅炉运行氧量基准值确定方法的研究[J]. *锅炉技术*, 2008, 39(2): 22-25.  
Cang guochao, Wu haiji, Wang lei, et al. The study of method for boiler optimized operation oxygen[J]. *Boiler technology*, 2008, 39(2): 22-25(in Chinese).
- [8] 周建新, 司凤琪, 仇晓智, 等. 基于 SVR 和 GA 的锅炉运行氧量基准值的优化确定[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2008, 38(6): 1061-1066.  
Zhou jianxin, Si fengqi, Qiu xiaozhi, et al. Optimization of boiler operation oxygen content based on support vector regression and genetic algorithms[J]. *Journal of Southeast University(Natural Science Edition)*, 2008, 38(6): 1061-1066(in Chinese).
- [9] Kalogirou S A. Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes: a review[J]. *Progress in Energy and Combustion Science*, 2003, 29(6): 515-566.
- [10] 吴江, 潘雷, 潘卫国, 等. 燃煤电站锅炉优化配煤神经网络构建的研究[J]. *锅炉技术*, 2010, 41(1): 1-4.  
Wu jiang, Pan lei, Pan weiguo, et al. Study on construct ion and predication of neural network in coal-blending in coal-fired power station[J]. *Boiler technology*, 2010, 41(1): 1-4(in Chinese).
- [11] 王子杰, 李健, 孙万云. 基于神经网络和遗传算法的锅炉燃烧优化方法[J]. *华北电力大学学报*, 2008, 35(1): 14-17.  
Wang zijie, Li jian, Sun wanyun. Boiler combustion optimization based on neural network and genetic algorithm[J]. *Journal of North China Electric Power University*, 2008, 35(1): 14-17(in Chinese).
- [12] 孙巧玲, 沈炯, 李益国. 基于遗传算法的燃煤电站锅炉整体燃烧优化方法研究[J]. *热能动力工程*, 2004, 19(1): 85-88.  
Sun Qiaoling, Shen Jiong, Li Yiguo. Genetic algorithm-based integrated optimization of a combustion process for a coal-fired utility boiler[J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2004, 19(2): 85-88(in Chinese).
- [13] 甄志, 陈鸿伟, 李永华, 等. 基于遗传算法的锅炉效率优化在电厂耗差分析系统中的应用[J]. *中国电力*, 2003, 36(10): 21-24.  
Zhen Zhi, Chen Hongwei, Li Yonghua, et al. Optimization of boiler efficiency based on genetic algorithm and its application in the energy-loss analysis system in thermal power plants[J]. *Electric Power*, 2003, 36(10): 21-24(in Chinese).
- [14] 周昊, 朱洪波, 曾庭华, 等. 大型四角切圆燃烧锅炉 NO<sub>x</sub> 排放特性的神经网络模型[J]. *中国电机工程学报*, 2002, 22(1): 33-37.  
Zhou Hao, Zhu Hongbo, Zeng Tinghua, et al. An artificial neural network model on NO<sub>x</sub> emission property of a high capacity tangentially firing boiler[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2002, 22(1): 33-37(in Chinese).
- [15] 许昌, 吕剑虹, 郑源, 等. 以效率和低 NO<sub>x</sub> 排放为目标的锅炉燃烧整体优化[J]. *中国电机工程学报*, 2006, 26(4): 46-50.  
Xu Chang, Lü Jianhong, Zheng Yuan, et al. A boiler combustion global optimization on efficiency and low NO<sub>x</sub> emissions object[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2006, 26(4): 46-50(in Chinese).
- [16] 王培红, 李磊磊, 陈强, 等. 人工智能技术在电站锅炉燃烧优化中的应用研究[J]. *中国电机工程学报*, 2004,



24(4): 184-188.

Wang Peihong, Li Leilei, Chen Qiang, et al. Research on applications of artificial intelligence to combustion optimization in a coal-fired boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 184-188(in Chinese).

- [17] 陈庆文, 马晓茜, 刘翱. 大型电站锅炉混煤掺烧的  $\text{NO}_x$  排放特性预测与运行优化[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(23): 20-26.

Chen Qingwen, Ma Xiaolian, Liu Ao. Prediction and operation optimization for  $\text{NO}_x$  emission property of large-scale mixed coal-fired utility boiler[J]. Proceedings of CSEE, 2009, 29(23): 20-26(in Chinese).

- [18] 施彦, 韩立群, 廉小亲. 神经网络设计方法与实例分析[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2009: 12.

Shi Yan, Han Liqun, Lian Xiaoqin. Design method and example analysis of neural network[M]. Beijing: Beijing Posts and Telecommunications University Press, 2006: 12(in Chinese).

- [19] 国家环境保护总局, 国家质量监督检验检疫总局.

GB13223—2003 火电厂大气污染物排放标准[S]. 北京: 中国标准出版社, 2003.

State Environmental Protection Administration of China, General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of China. GB13223—2003 Emission standard of air pollutants for thermal power plants[S]. Beijing: China standards press, 2003(in Chinese).



吕玉坤

收稿日期: 2011-04-01。

作者简介:

吕玉坤(1964), 男, 副教授, 主要从事泵与风机节能技术以及大型回转机械经济运行方面的研究, luyukunf@126.com;

彭鑫(1985), 男, 硕士, 研究方向为高效清洁燃烧技术及环境污染控制, pengxin95@163.com;

赵锴(1987), 男, 硕士研究生, 研究方向为热力网故障诊断方法研究。

(责任编辑 车德竞)