

电站锅炉低 NO_x 燃烧建模优化研究与应用

王春林 张 乐

(杭州电子科技大学 浙江 杭州 310018)

摘 要: 为了降低电站锅炉 NO_x 排放,对锅炉燃烧进行优化和控制,分别应用 NO_x 排放特性的实炉试验数据和在线采集的大量实时运行数据进行支持向量机算法和 BP 神经网络算法的建模研究,对比了不同建模数据情况下两种算法建模的性能,结果表明,支持向量机模型在泛化能力方面优于 BP 神经网络模型。应用支持向量机算法与遗传算法相结合,针对某 330 MW 煤粉炉进行了实际的锅炉燃烧优化试验,将该炉的 NO_x 排放由 708.5 mg/m^3 降低为 576.1 mg/m^3 。表明该方法是一种有效的降低 NO_x 排放的锅炉燃烧优化方法。

关 键 词: 锅炉; NO_x ; 支持向量机; BP 神经网络

中图分类号: X701; O242 文献标识码: A

引 言

电站锅炉燃烧产生的 NO_x 排放受很多运行参数、煤种及设计参数的影响,对于给定的锅炉,运行参数的调整和与相应煤种的匹配成为控制 NO_x 排放的主要因素,然而运行参数之间存在着复杂的耦合关系,给锅炉燃烧的建模和优化带来很大困难。计算流体力学方法在炉内燃烧过程的模拟显示了很好的效果^[1-3],是一种有效的燃烧模拟方法,但计算耗时长,很难应用于在线的建模和优化。神经网络算法自 20 世纪 80 年代复兴以来,取得了广泛而深入的发展,由于其具有较强的非线性拟合和学习能力,成为了数据挖掘的有力工具,被广泛用于语言识别和自适应控制等领域。神经网络算法在锅炉燃烧的建模领域也已开展,并取得一定的效果。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法是一种统计学习方法,其应用结构风险最小化(SRM)原则进行学习,保证了模型的泛化能力,拓扑结构只与支持向量有关,大大减小了计算量,适于在线应用,而且该方法适合于小样本学习。支持向量机目前已经成为

模式识别和数据挖掘等领域的重要研究手段。

本研究分别应用 NO_x 排放的热态实炉试验的数据和在线采集的大量实时运行数据进行了支持向量机算法和 BP 神经网络算法的建模,对比了不同建模数据情况下两种算法建模的性能。最终将支持向量机算法与遗传算法相结合,应用到实际的锅炉燃烧优化试验中,并取得了良好的效果。

1 支持向量机、BP 神经网络算法

1.1 支持向量机

近几年,支持向量机算法在建模方面表现出了良好性能^[4-5],它在学习中的应用结构风险最小化原则,最小化结构风险目标函数,抑制了欠学习和过学习现象;其拓扑结构只与支持向量有关,大大减小了计算量,计算速度得到有效提高。目前,支持向量机已经成为模式识别和数据挖掘等领域的重要研究手段。

对于回归问题,设样本为 n 维向量,某区域的 k 个样本及其值表示为:

$(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k) \in R_n \times R$, 目标函数设为: $f(x) = w \cdot x + b$ 。通过拉格朗日变换可以将目标函数的求解转换为一个凸二次规划问题,对于非线性回归,支持向量机用非线性映射(映射函数的点积称为核数)把数据映射到高维特征空间,在高维特征空间进行线性回归,取得在原空间非线性回归的效果。按照优化理论中的 Kuhn - Tucker 定理,在拉格朗日函数鞍点有 KKT 互补条件成立,通过 KKT 互补条件可以求解拉格朗日函数的对偶问题,从而求出原问题的解。具体推导、转化和求解过程详见文献 [6]。

核函数的选择对于支持向量机回归分析有很大

收稿日期: 2011 - 05 - 05; 修订日期: 2012 - 08 - 20

基金项目: 基于管道输送的煤泥流化床系统混合建模与在线操作优化研究(60904058); 无线传感器网络智能信息处理关键技术研究(Y1111220)

作者简介: 王春林(1974 -),男,山东济南人,杭州电子科技大学讲师,博士。

影响, 目前对于如何选择核函数尚无成熟理论。文献 [7 ~ 8] 的研究表明径向基函数比线性函数、sigmoid 函数和多项式函数要好。因此本研究在建模时选用径向基函数 ($\exp(-g \times |x_i - x_j|^2)$) 作为核函数。

1.2 BP 神经网络

BP 神经网络是目前应用最广的神经网络, 被广泛地用于语言识别和自适应控制等领域。已经证明一个 3 层的 BP 网络可以实现任意的 n 维到 m 维的映射, 逼近任意非线性连续函数。图 1 为一个 3 层 BP 网络结构。图中 x 是输入参数, y 是输出参数, 而 W_{ij} 表示输入层与隐含层之间的权值, W_{jk} 表示隐含层与输出层之间的权值。有关人工神经网络和 BP 算法的具体论述及应用情况可参见文献 [9]。

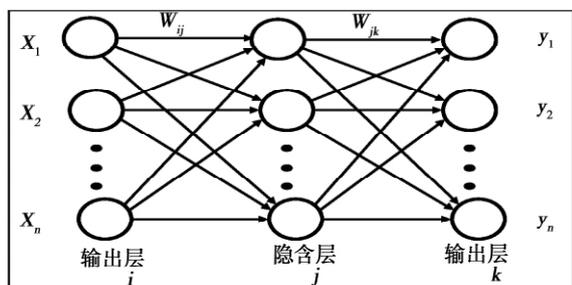


图 1 3 层 BP 网络结构

Fig. 1 BP network structure in 3 layers

2 试验设备及数据获取

某电厂锅炉为 330 MW 双炉膛四角切圆燃烧锅炉, 中间仓储式制粉系统, 四层一次风, 四台磨煤机, 五层二次风, 两层燃尽风。采用控制循环技术, 后被改造为 SG-1025/16.77-M849 型一次再热控制循环汽包炉, 一次中间再热, 全悬吊结构。额定工况下主要参数 (100% 负荷) 如表 1 所示。

针对该锅炉的 NO_x 排放量特性, 进行了热态多工况实炉测试, 测试了燃尽风 (OFA), 一、二次风的配风方式、氧量及负荷等因素对 NO_x 排放量的影响。实验采用单因素轮回方法, 具体工况安排如表 2 所示。工况 1 为习惯运行工况, 可作为对比的基准工况; 工况 2 ~ 5 实验了燃尽风的影响, 6 ~ 7 实验了氧量的影响, 8 ~ 10 实验了一次风配风模式的影响, 11 ~ 13 实验了二次风配风模式的影响, 14 ~ 15 实验了负荷的影响。

表 1 试验锅炉额定主要技术参数

Tab. 1 Table listing the main technical parameters at the rated load of the boiler under the test

项目	数值
汽包压力/MPa	18.7
主蒸汽流量/t · h ⁻¹	945
主蒸汽温度/°C	540
主蒸汽压力/MPa	16.77
再热蒸汽出口压力/MPa	3.37
再热蒸汽进口压力/MPa	3.19
再热蒸汽流量/t · h ⁻¹	808
再热蒸汽温度/t · h ⁻¹	540
给水温度/°C	254
排烟温度/°C	131
锅炉效率/%	≥91.2

实验中采用 ROSEMOUNT MLT4.3 烟气分析仪对锅炉尾部烟气进行在线分析, 实验过程中对煤样、飞灰和炉渣取样并进行分析。取样和分析工作由电厂人员协助进行, 并提供最终分析数据。通过热态实炉试验, 共获得 15 组实炉燃烧参数及 NO_x 排放数据。

通过对该炉信息管理系统的升级, 可以在线采集锅炉燃烧参数和 NO_x 排放量数据, 同时也获得 670 组该炉实时燃烧在线参数 (包括各层一次风速、二次风速、燃尽风速, 炉膛出口氧量等参数) 和 NO_x 排放实时数据, 并通过对煤质监测数据获得了相应的煤质数据 (包括全水分 (M₁), 收到基灰分 (A_{ar}), 收到基低位发热量 Q_{net, ar, p} 和干燥无灰基挥发分 V_{daf} 等), 从而可以应用这些数据进行大量数据情况下的建模研究。

3 建模研究

3.1 支持向量机建模

针对该炉的 NO_x 排放特性, 首先应用支持向量机算法建模, 模型输出参数取为锅炉尾部烟气中 NO_x 含量, 输入参数选取为: 锅炉负荷与总空气量, 取为两个输入参数, 用以描述锅炉负荷对 NO_x 排放量的影响; 一次风有四层, 取同层的给粉机转速平均值为 1 个输入参数, 表示每层的给粉情况, 描述一次风粉量 (给煤模式) 对 NO_x 排放的影响; 一次风风门开度同层联动, 取每层一次风速平均值代表该层一次风速情况, 描述一次风配风对 NO_x 排放量的影

响;二次风五层(A~E)同层联动,取每层风速平均值代表该层二次风速,描述二次风配风对NO_x排放的影响;燃尽风为一层喷嘴中有两层挡板的结构,取其平均值为1个输入参数,描述燃尽风对NO_x排放的影响;炉膛出口氧量,描述燃烧氧量对NO_x排放的影响;煤种特性取全水分(M₁),收到基灰分(A_{ar}),收到基低位发热量Q_{net,ar,p}和干燥无灰基挥发分V_{daf},描述燃煤对NO_x排放的影响。输入参数共计21个,基本可以确定锅炉的燃烧状况,从而也确定了NO_x排放量。

表2 实验工况表
Tab.2 Test conditions

工况	负荷	氧量	一次风	二次风	OFA上/下
1	习惯运行	习惯运行	习惯运行	习惯运行	习惯运行
2	运行负荷	3.5	均等	均等	70/70
3	运行负荷	3.5	均等	均等	30/30
4	运行负荷	3.5	均等	均等	100/0
5	运行负荷	3.5	均等	均等	0/100
6	运行负荷	2.5	均等	均等	实际运行
7	运行负荷	2	均等	均等	实际运行
8	运行负荷	3.5	倒塔	均等	实际运行
9	运行负荷	3.5	缩腰	均等	实际运行
10	运行负荷	3.5	正塔	均等	实际运行
11	运行负荷	3.5	均等	倒塔	实际运行
12	运行负荷	3.5	均等	缩腰	实际运行
13	运行负荷	3.5	均等	正塔	实际运行
14	80%负荷	3.5	均等	均等	实际运行
15	100%负荷	3.5	均等	均等	实际运行

支持向量机模型的ε精度取为0.01,设定训练误差小于0.001时停止训练。采用径向基函数作为核函数,应用遗传算法对支持向量机模型中两个重要参数g(径向基函数中的参数)和C(罚因子)进行寻优,寻优区间分别为(0,200)和(0,500),该区间的设定参考了文献[10]的研究结论,兼顾了优化速度和效率。

本研究先针对15组热态实炉试验的数据进行了建模,建模选用工况2~15为训练样本,由于实验数据较少,故随机选用一个工况数据不参与训练,以检验建模的泛化能力,应用遗传算法对模型参数g和C寻优,最终应用所建模型对所有工况进行预测。模型对所有15个工况的预测结果如图2所示。最大误差和平均误差分别为:15.6%、4.44%。较大的误差发生于参与训练的工况10、11和4上,分别

为:15.6%、11.35%和9.8%。误差主要与数据分布有关,对于20个输入参数来说,12个工况的训练数据相对较少;未参与训练的工况1、3的误差为3.4%和8.37%。从误差情况来看,支持向量机模型较好的兼顾了泛化能力。

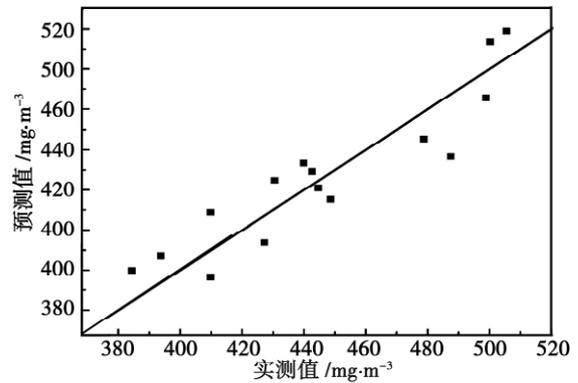


图2 15实验工况NO_x实验与SVM预测数据对比图

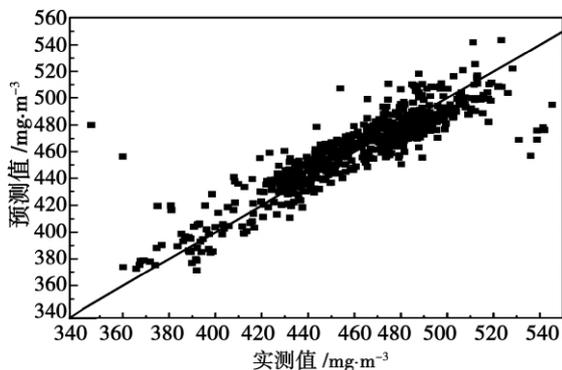
Fig.2 Chart showing the comparison of the NO_x test data with SVM predictive ones obtained under 15 test conditions

应用支持向量机算法对在线所采集670个工况数据进行建模,模型输入输出量、ε精度、迭代次数及参数寻优区间和方法均与上文的支持向量机模型相同,取470个工况数据作为训练样本,600个工况数据作为检验样本(包括470个训练样本),所建模型对所有样本进行预测。未参与训练数据约占30%。图3示出了模型对所有工况预测的情况,最大误差和平均误差分别为:38.5%和2.33%,超过15%预测误差的有2个工况,在10%以上15%以下预测误差范围内有9组数据,其中未参与训练的有5组,参与训练的有4组。未参与训练数据的平均误差为2.538%;参与训练的数据平均误差为2.126%,相差不大。最大误差发生在未参与训练的工况,参与训练数据最大误差为26.7%。从整体的情况看,模型的预测效果不错,经验误差和泛化误差相当,在大量数据的情况下,支持向量机模型也保持了较好的泛化能力。

3.2 BP神经网络建模

为了进行对比,针对以上两组数据分别采用另一种比较流行的算法(BP神经网络算法)进行了建模研究,BP神经网络模型采用三层结构,输入量和输出量与支持向量机模型相同,隐层采用18个节

点 第一到第二层传递函数选为 radbas(径向基) 函数 第二层到输出层为 purelin(线性) 传递函数。训练数据与支持向量机模型相同 ,训练算法采用 train-
lm 算法 ,设定训练误差小于 0.001 时停止训练。



3 在线运行 NO_x 数据与 SVM 预测数据对比图

Fig. 3 Chart showing the comparison of the on-line operation NO_x data with the SVM predictive ones

由图 4 可以看出 ,实炉实验数据神经网络模型对 15 组试验数据预测情况。最大误差和平均误差分别为 21.4% 和 2.51% ,平均误差比相应的支持向量机模型的小 ,而最大误差有所增加 ,平均误差的减小主要是因为神经网络模型对训练样本的预测精度比较高。训练数据平均误差为 0.63% ,未参与训练的工况 1 和 3 的预测误差较大 ,分别为 21.4% 和 8.1% ,未参与训练的数据的预测误差明显比参与训练数据的预测误差大 ,说明 BP 神经网络模型的泛化能力较差。

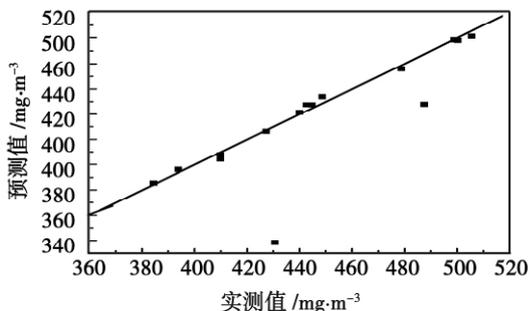


图 4 15 实验工况 NO_x 实验
与 BP 神经网络预测数据对比图

Fig. 4 Chart showing the comparison of the NO_x test data with ones predicted by using the BP neural network under 15 test conditions

从图 5 可以看出 ,在线采集数据神经网络模型对 670 组在线采集数据预测情况。最大误差和平均误差分别为 41.573% 和 1.589% ,最大误差比相应的支持向量机模型有所增大 ,平均误差有所减小 ,其减小的原因也是因为参与训练的数据预测误差小且参与训练数据较多 ,参与训练数据平均误差为 0.706% ,未参与训练数据平均误差为 3.665%。从误差情况看 ,BP 神经网络模型对于训练数据的预测较准确 ,未参与训练数据的预测误差比参与训练数据的误差要明显增大 ,这一点与支持向量机模型不同 ,也说明在大量数据情况下 ,BP 神经网络模型泛化能力较差(这可能与数据本身的分布有一定关系)。

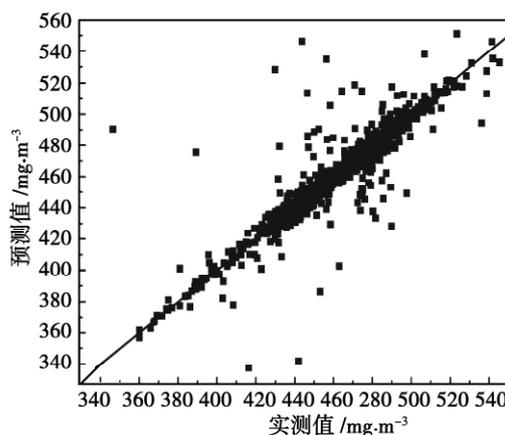


图 5 在线运行 NO_x 数据与 BP 神经网络预测数据对比图

Fig. 5 Chart showing the comparison of the on-line operation NO_x data with ones predicted by using the BP neural network

4 燃烧优化

通过以上建模的研究发现 ,支持向量机算法建模的泛化能力比一般的 BP 神经网络算法要强 ,其泛化误差与经验误差相当且都可以达到较低的水平 ,因此 ,针对某电厂 300 MW 锅炉 ,利用支持向量机算法进行建模 ,并结合遗传算法进行了实炉的燃烧优化试验 ,其中建模过程采用支持向量机建模过程 ,支持向量机参数的设置与优化也与本研究所一致 ,建模数据采用现场采集的实炉运行数据。用遗传算法与支持向量机模型相结合 ,对锅炉可调的运行参数: 一次风的配风、二次风的配风、燃尽风及氧量进行优化 ,优化目标为 NO_x 量最低。实炉燃烧优化试验情况如表 3 所示 ,工况 1 为基础工况; 工况

2 为以 NO_x 为优化目标的预测工况, 工况 3 为按工况 2 进行调整后的实际运行工况。表 4 给出了实验用煤的煤质情况。

从表 3 可以看出, 基础工况(工况 1) NO_x 为 708.5 mg/m³, 通过以降低 NO_x 为目标的优化后, 优化预测工况(工况 2) NO_x 为 580.2 mg/m³。运行人

员根据优化工况进行参数调整后的实际工况(工况 3) 的 NO_x 排放量为 576.1 mg/m³, NO_x 排放量与预测排放量相对误差为 0.71%, 实现了对调整后的工况比较精确的预测。与基础工况 NO_x 排放量相比, 调整后的实际工况 NO_x 降低排放 18.8%, 减排效果比较明显, 达到了降低 NO_x 排放的优化目的。

表 3 试验数据情况表

Tab.3 Table listing the test data

工况	NO _x 浓度 /mg · m ⁻³	锅炉效率 /%	负荷 /MW	一次风速/m · s ⁻¹				二次风速/m · s ⁻¹					燃焔风速 OFA/m · s ⁻¹	氧量 /%
				甲	乙	丙	丁	A	B	C	D	E		
1	708.5	92.41	310	28.6	26.8	27.9	26.0	35.0	29.8	32.6	31.4	31.7	2.9	3.4
2	580.2	92.46	/	26.6	29.2	27.6	26.7	29.4	28.9	26.3	29.2	33.0	6.9	2.8
3	576.1	92.30	309	27	25.9	27.7	26.5	28.6	28	26	29	33.4	6.9	2.7

表 4 实验煤质情况表

Tab.4 Table listing the conditions of the quality of coal under the test

M _t /%	A _{ar} /%	V _{daf} /%	Q _{net.ar} /MJ · kg ⁻¹	S _t /%
10.2	20	25.47	22.41	0.52

5 结 论

通过以上的建模研究和实炉的燃烧优化试验表明, 支持向量机算法在锅炉燃烧特性建模方面表现出了良好的性能, 其泛化能力强, 能使泛化误差和经验误差都达到较低的水平。该算法可以通过数据训练较好的辨识出锅炉的燃烧特性规律, 本研究中通过支持向量机与优化算法相结合实现了 330 MW 双炉膛锅炉低 NO_x 燃烧的优化, 将该炉 NO_x 排放由 708.5 mg/m³ 降为 576.1 mg/m³。支持向量机算法与相应的优化算法相结合, 为锅炉燃烧优化提供了一种有效的方法。

参考文献:

[1] Falcitelli M, Pasini S, Tognotti L. Modelling practical combustion systems and predicting NO_x emissions with an integrated CFD based approach [J]. Computers & Chemical Engineering 2002, 26 (9): 1171 - 1183.

[2] Visona S P, Stanmore B R. Modelling NO formation in a swirling pulverized coal flame [J]. Chemical Engineering Science, 1998, 53 (11): 2013 - 27.

[3] Xu M H, Azevedo J L T, Carvalho M G. Modelling of the combustion process and NO_x emission in a utility boiler [J]. Fuel 2001, 79(13): 1074 - 81.

[4] 王景雷, 吴景社, 孙景生, 等. 支持向量机在地下水位预报中的应用研究. 水力学报[J]. 2003, 5: 122 - 129.
WANG Jing-lei, WU Jing-she, SUN Jing-sheng, et al. Study of applications of the supporting vector machine in predicting underground water levels [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2003, 5: 122 - 29.

[5] 萧 嵘, 王继成, 张福炎. 支持向量机理论综述 [J]. 计算机科学. 2000, 3(27): 1 - 3.
XIAO Rong, WANG Ji-cheng, ZHANG Fu-yan. Survey of the supporting vector machine theory [J]. Computer Science, 2000, 3(27): 1 - 3.

[6] John Shawe-Taylor. 支持向量机导论 [M]. 李国正, 王 猛, 增 华军译. 北京: 电子工业出版社, 2004.
Translated by LI Guo-zheng, WANG Meng, ZENG Hua-jun, written by Nello Cristianini, John Shawe-Taylor. An introduction to the supporting vector machine [M]. Beijing: Electronics Industry Publishing House 2004.

[7] Keerthi K., Lin C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel [J]. Neural Computation, 2003, 15 (3), 1667 - 1689.

[8] Lin H T, Lin C J. A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non-PSD kernels by SMO-type methods [R]. Taiwan: National Taiwan University 2003.

[9] 朱大奇, 史 慧. 神经网络原理及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006.
ZHU Da-qi, SHI Hui. Principle and application of artificial neural networks [M]. Beijing: Science Press, 2006.

[10] 王春林, 周 昊, 周樟华, 等. 基于支持向量机的大型电厂锅炉飞灰含碳量建模 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(20): 72 - 76.
WANG Chun-lin, ZHOU Hao, ZHOU Zhang-hua, et al. Supporting vector machine-based modeling of the carbon content of flying ash discharged from large-sized utility boilers [J]. Proceedings of China Electric Machinery Engineering, 2005, 25(20): 72 - 75.

430223) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2013 28(4) . - 386 ~ 389

By adopting the weight-gaining scanning electronic microscopy (SEM) X-ray diffraction analysis and line scanning analysis etc. methods, studied was the oxidation of Super304H steel caused by steam. It has been found that the oxidation rate of Super304H steel at 400 °C approaches to a straight line and is more close to a parabola at 400 °C and above. The oxide film is of double-layer structure, the outer layer of which is mainly composed of Fe_3O_4 , being bulky particles and loosely arranged while the inner layer of which is mainly composed of FeCr_2O_4 , being slim and small particles and compactly arranged. **Key words:** supercritical, high temperature oxidation caused by steam, Super304H steel

电站锅炉低 NO_x 燃烧建模优化研究与应用 = **Optimization Study and Application of the Modeling of the Low NO_x Combustion of a Utility Boiler** [刊, 汉] WANG Chun-lin, ZHANG Le (Hangzhou University of Electronic Science and Technology, Hangzhou, China, Post Code: 310018) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2013 28(4) . - 390 ~ 394

To reduce the NO_x emissions of utility boilers, optimized and controlled was the combustion of a boiler to utilize the test data and a large number of on-line acquired operation data of the NO_x emission characteristics of an actual boiler respectively to study how to establish a model based on the supporting vector machine algorithm and BP neural network algorithm. On this basis, the performance of the modeling based on both algorithms under different data for modeling was compared. It has been found that the supporting vector machine model is superior to BP neural network model in terms of the generalization ability. The supporting vector machine algorithm was used in combination with the genetic algorithm to conduct an actual combustion optimization test of a 330 MW pulverized coal-fired boiler, lowering the NO_x emissions of the boiler from 708.5 mg/m^3 to 576.1 mg/m^3 . This shows that the method in question is an effective combustion optimization method for boilers to reduce NO_x emissions. **Key words:** boiler, NO_x , supporting vector machine, BP neural network

蒸汽发生器水位 PID 控制器的 H_∞ 回路成形优化 = **H_∞ Loop Shaping Optimization of the Water Level PID (Proportional, Integral and Differential) controller of a Steam Generator** [刊, 汉] LIU Yu-yan, ZHOU Shi-li-