

四角切圆燃煤锅炉低 NO_x 燃烧优化研究

周建新, 仇晓智, 司凤琪, 徐治皋

(东南大学 能源与环境学院, 江苏 南京 210096)

摘 要: 借助锅炉燃烧特性试验数据, 建立了基于支持向量回归的四角切圆燃煤锅炉 NO_x 排放模型。经过训练和校验, 并与神经网络模型进行对比, 结果表明: SVR 模型更加适合于实炉热态测试工况较少的小样本学习, 而且其精度能够满足工程的实际要求, 能够较为准确的对不同工况下的电站锅炉 NO_x 排放特性进行预测。在获得该模型的基础上, 结合全局寻优的遗传算法, 以锅炉的运行调节参数为优化目标函数的自变量, 对 NO_x 排放进行寻优, 并获得了具体工况下的最佳操作参数。

关 键 词: 电站锅炉; 燃烧; 氮氧化物; 支持向量机; 回归; 遗传算法

中图分类号: TK223 文献标识码: A

引 言

电站锅炉是大气中氮氧化物的主要排放源, 据报导, 2000 年全国电站锅炉 NO_x 平均排放浓度为 750 mg/m³, 排放总量为 258.02 万 t, 比 1995 年增加了 93 万 t; 到 2010 年, NO_x 浓度有望下降到 650 mg/m³, 但是 NO_x 排放总量仍将高达 594.74 万 t^[1], 因此控制 NO_x 排放量已经成为电力工业发展所面临的一大课题。

大型燃煤电站锅炉燃烧过程中 NO_x 的生成排放特性非常复杂, 不仅与燃煤性质、锅炉容量、炉型以及燃烧器形式有关, 还与炉内温度、过量空气系数、煤粉细度、煤粉均匀性、配风方式、风煤配比、空气预热器温度和排烟温度等燃烧运行调整因素相关。而且各因素之间存在较强的非线性和耦合性, 因此建立精确的计算模型比较困难, 不利于对 NO_x 的生成排放进行预测和控制。

日本川崎重工根据燃料氮的含量以及相关转化率的经验数据, 并结合炉膛温度场对 NO_x 的排放进行了估算。三菱重工的计算方法与其类似, 也是对燃烧室进行分小区计算, 然后对所有的小区进行积分, 就得到总的 NO_x 排放量^[2]。这些理论计算在实

际的操作中存在着较大的困难, 也不能够完全反映多种因素的影响。文献[3~4] 结合燃煤电站锅炉的试验结果建立了 NO_x 排放特性的人工神经网络模型, 对锅炉优化燃烧进行了研究。但神经网络还存在着诸多缺陷^[5], 如建模所需的样本数量较多, 而针对 NO_x 排放特性进行的实炉热态测试工况数目往往比较有限, 建模训练时间较长, 不适于在线学习和优化等。

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)是在统计学习理论的基础之上发展起来的新一代机器学习算法^[6]。该方法特别适合小样本学习, 具有学习速度快、全局最优和推广能力强的优点。该算法目前在复杂系统建模、预测、控制、时间序列分析、函数估计、故障诊断和模式识别等领域得到了广泛的应用^[7~9]。郭建民等人基于 SVM 对某 300 MW 旋流对冲燃煤电站锅炉的 NO_x 排放特性进行了研究^[7]。本文利用多工况热态试验数据, 针对某 600 MW 四角切圆燃烧锅炉建立了基于支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)的 NO_x 排放预测模型, 并在此基础上结合遗传算法对模型进行寻优, 结果表明 SVR 方法能够较为准确的对不同工况下的 NO_x 排放特性进行预测, 经全局寻优获得的锅炉低 NO_x 燃烧优化调整方式也是可行的。

1 基于支持向量回归的 NO_x 排放特性模型

1.1 SVR 方法

支持向量机是根据统计学习理论提出的学习方法, 该算法最初用于分类问题, 后来又不断扩展到其它领域, 在回归建模方面也有较好的应用^[10]。将支持向量机用于解决回归问题即支持向量回归(SVR)。

SVR 可以表述为: 给定训练集 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_k, y_k)\} \in (X \times Y)^k$, 其中 $x_i \in X =$

$R^n, y_i \in Y = R, i = 1, \dots, n$ 。在线性函数集 $F = \{f(x, \alpha) = (w \circ x) + b, \alpha \in \Lambda\}$ 中寻找回归函数 $f(x, \alpha_0)$, 使得损失函数 $L(y, f(x, \alpha))$ 在训练集上最小。

为保证解的稀疏性和回归结果的鲁棒性, 损失函数采用如下 ϵ 不敏感损失函数:

$$L(y, f(x, \alpha)) = \begin{cases} |y - f(x, \alpha)| - \epsilon & |y - f(x, \alpha)| > \epsilon \\ 0 & |y - f(x, \alpha)| \leq \epsilon \end{cases} \quad (1)$$

式中: y —真实值; $f(x, \alpha)$ —预测值, 即如果预测值与真实值之间的差别小于 ϵ , 则认为损失为零。

根据支持向量机的结构风险最小化原则, 引进下述结构风险函数:

$$\min_{w, b, \xi, \xi^*} R(w, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2)$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} y_i - w \circ x_i - b \leq \epsilon + \xi_i \\ w \circ x_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases}$$

式(2)中右边第一项是描述回归函数 $f(x, \alpha_0)$ 复杂度的项, 即为结构风险, 为了控制回归函数的复杂度, 应使 $\|w\|^2$ 尽量小; 第二项则是为了减少误差而对超出误差 ϵ 的样本进行惩罚, 称为经验风险, 因此规则化常数 $C > 0$ 也称为惩罚系数, 用来平衡结构风险与经验风险; 考虑到允许拟合误差的情况, 即当不能完全满足式(2)的约束条件时, 引入了松弛因子 $\xi_i, \xi_i^* \geq 0$ 。

然后根据最优化理论中非线性规划最优解与拉格朗日函数鞍点的关系, 可求得问题的最优解, 根据对偶原理转化为式(3)求其最大点:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*} Q(\alpha, \alpha^*) &= -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \times \\ &K(x_i, x_j) - \epsilon \sum_{i=1}^k (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^k y_k (\alpha_i - \alpha_i^*) \quad (3) \\ \text{s. t.} &\begin{cases} \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \end{cases} \end{aligned}$$

其中内积运算 $x_i \circ x$ 替换为核函数 $K(x_i \circ x)$, 核函数 $K(x_i \circ x) = \Phi(x_i) \circ \Phi(x)$, 实现将非线性的自变向量转换到高维特征空间。由式(3)可求得拉格朗日乘子 α_i, α_i^* , 进而解得回归函数:

$$f(x) = \langle w \circ \Phi(x) \rangle + b = \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) \times K(x, x_i) + b \quad (4)$$

有关 SVR 方法的具体推导求解过程详见文献 [9~10]。

1.2 模型的输入与输出变量选择

研究对象的具体概况^[3]: 600 MW 亚临界控制循环固态排渣煤粉炉, 炉膛四角布置切向摆动式燃烧器(摆角为 $\pm 20^\circ$), 采用同心反切燃烧系统, 满负荷条件下投用 A~E 层一次风, F 层一次风备用, 锅炉投用 5 台磨煤机和 5 台给煤机。

煤粉燃烧生成的 NO_x 主要由约 75% 的燃料型 NO_x、20% 左右的热力型 NO_x 和 5% 以下的快速型 NO_x 组成, 因此对 NO_x 影响因素与控制方法的研究以前两者为主。而燃料型 NO_x 的生成主要取决于煤粉的含氮量和配风方式, 热力型 NO_x 的生成与炉膛温度密切相关。

当锅炉建成投运时, 其容量、炉型以及燃烧器形式等参数均已确定, 燃烧过程中 NO_x 的排放特性就主要与运行调整参数以及煤种相关。结合上述 NO_x 生成途径的分析, 针对变工况燃烧特性试验数据^[3], 以入炉总煤量和入炉总空气量表示对锅炉热负荷的影响; 取 5 台给煤机开度和 5 台磨煤机通风量来表示一次风粉量和一次风沿炉膛高度分配方式对 NO_x 排放的影响; 采用 6 层二次风门的开度和 2 层燃尽风挡板的开度分别表示二次风配风方式和燃尽风对 NO_x 的影响; 用省煤器出口氧量描述燃烧氧量对 NO_x 排放的影响; 由于各层燃烧器联锁摆动, 取 1 个燃烧器摆角来描述炉膛燃烧分布对 NO_x 排放的影响; 煤质特性取收到基的 C_{ar}、H_{ar}、O_{ar}、N_{ar}、挥发分 V_{ar} 和低位发热量 Q_{netp}^{ar} 等 6 个量。以上 28 个参数作为 SVR 模型的输入变量 X, 输出 Y 则为 NO_x 排放质量浓度, 输入值和输出值都需进行标准化处理, 将其值控制在 [0~1] 之间。

1.3 模型训练与检验分析

1.3.1 核函数及模型参数的选取与分析

核函数的选取对于支持向量回归的性能具有较大的影响, 而且如何选择合适的核函数也是支持向量机算法理论上需要完善的主要问题。采用择优比较选择的方法来确定核函数, 最终选用径向基函数:

$$K(x_i, x) = \exp\{-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2\} \quad (5)$$

作为 SVR 模型的核函数^[11]。则对于该模型, 需要确定的模型参数有式(3)中的惩罚系数 C、不敏感系数 ϵ 以及式(5)径向基核函数的待定参数 σ (也称宽度系数)。

由式(2)可知惩罚系数 C 值的大小决定着由训练样本产生的经验风险对模型的影响程度。C 值变大, 经验风险随之增加, 当 C 值为无穷大时, 结构风险最小化就蜕变为经验风险最小化; 反之, C 值减

小,经验风险也随之减小,但若 C 值过小,则所得到的模型就不会包含大量训练数据的信息,所建立的模型也就不能真实反映对象特性。核参数宽度系数 σ 对 SVM 的泛化性能起着关键作用, σ 很小时,支持向量之间的联系比较松弛,会对训练集造成过学习现象,泛化推广能力较差。反之, σ 太大,支持向量间的影响过强,回归模型难以达到足够的精度,会对训练集产生欠学习现象^[14]。

因此综上所述,在用 SVR 算法进行实际建模计算时,选择合适的模型参数非常重要,对于具体研究对象,在能够解决问题的情况下,可以通过不断的搜索来选择合适的参数值。由于 SVM 工具箱提供的交叉验证优化参数方法相当费时,实践中本例采用了网格搜索的方法。即给定惩罚系数 C 和宽度系数 σ 的取值范围、初始值以及变化步长,然后对二者的取值进行组合训练,最后选择误差最小的一组参数作为最优的 C 和 σ ,如果结果均不理想,则重新考虑 C 和 σ 的范围与步长。不敏感系数 ϵ 的值反映了模型对数据中噪声幅度的容许界限,在满足所有解决问题精度允许的范围内,通过简单的调整可以得到合适值。

1.3.2 SVR 模型实例分析

在以上分析基础上,借助于支持向量回归对某 600 MW 四角切圆燃煤锅炉建立了 NO_x 排放特性模型^[3],其中工况 1~11 作为训练样本输入,工况 12 作为测试样本输入, NO_x 排放量作为模型输出,选择 Steve Gunn 的 SVM Toolbox 作为训练求解的基本工具,最终的参数选择如下: $\sigma=13.7$, $C=6.8 \times 10^5$, $\epsilon=0.001$ 。

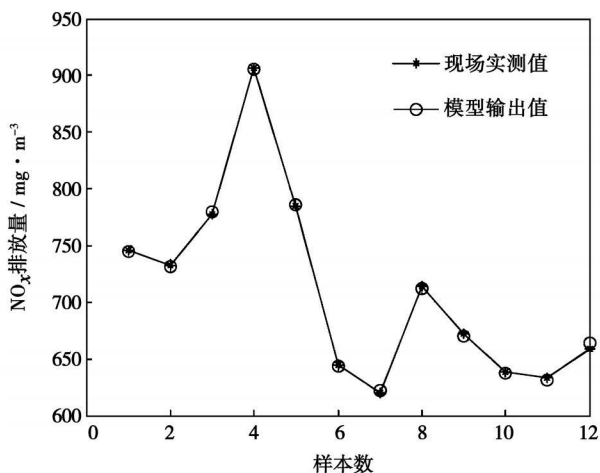


图 1 实测值与 SVR 模型回归值的比较

图 1 示出了经 SVR 训练后 NO_x 排放量回归值与实测值的比较曲线^[3],表 1 为 SVR 回归值的相对误差,训练样本(工况 1~工况 11)的最大相对误差为 0.231%,测试样本(工况 12)的相对误差为 0.726%,由表 1 得知,此回归值明显优于 BP 神经网络模型的输出结果^[3]。可见 SVR 模型更加适合于小样本学习,其回归精度能够满足工程的实际要求,能够较为准确的对电站锅炉 NO_x 排放特性进行预报。

表 1 回归值的相对误差

工况	实测值 ^[3] / $\text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$	回归值 / $\text{mg} \cdot \text{m}^{-3}$	SVR 相对 误差/ %	BP 相对 误差 ^[3] / %
1	746.34	744.91	0.192	0.23
2	732.94	731.51	0.195	0.048
3	777.87	779.30	0.184	0.47
4	906.53	905.10	0.158	0.27
5	784.64	786.07	0.183	0.21
6	644.75	643.32	0.222	0.50
7	620.17	621.60	0.231	0.48
8	713.91	712.48	0.201	0.87
9	671.72	670.29	0.213	0.17
10	638.76	637.33	0.224	0.02
11	632.94	631.51	0.226	0.11
12	659.32	664.11	0.726	5.57

1.3.3 模型稳定性分析

在对 NO_x 的生成排放进行实时预测时,SVR 模型回归值的稳定与否是十分重要的。预测模型应该能够保证在输入参数发生部分偏差时,依然能够得出较为准确的结果,因此本文对 SVR 预测模型进行了必要的稳定性检验。

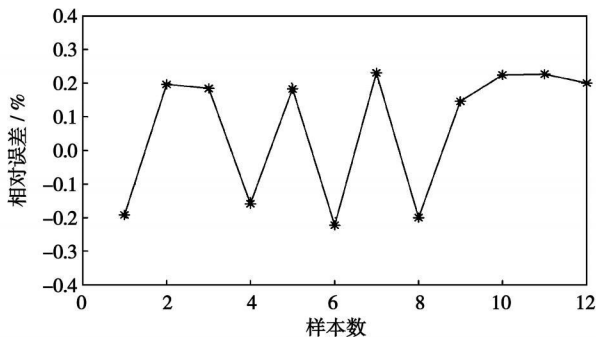


图 2 输入参数偏差 10%时回归值的相对误差

分别在输入参数上附加了 5% 和 10% 的随机量,方法参见文献[13]。图 2 是偏差为 10% 时模型输出的相对误差曲线(篇幅所限,偏差 5% 未列出),从中可以看出,在添加了偏差量后,模型输出相对误

差基本都在 ±0.3% 以内。由此可见, SVR 回归模型受输入参数波动的影响较弱, 其输出具有较高的稳定性, 能够适应燃烧调整参数发生波动时对 NO_x 排放的预测。

2 基于遗传算法的 NO_x 排放模型寻优

以上建立了基于支持向量回归的 NO_x 排放特性模型, 在此基础上, 本文采用全局寻优的遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) 作为优化算法, 以 NO_x 排放量作为寻优目标, 以锅炉的运行调节参数为优化目标函数的自变量来获得某个具体工况下的最佳操作参数。

2.1 遗传算法

遗传算法 (GA) 是一种基于生物自然选择与遗传机理的随机搜索算法^[14]。GA 与传统的搜索方式不同, 以模拟自然界生物进化过程, 采用人工进化的方式对目标空间进行搜索。它将目标问题解看作是群体的一个个体或染色体, 并将每一个个体编码成符号串形式, 模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程, 对群体反复进行基于遗传学的基本操作 (遗传、交叉、变异)。根据预定的目标适应度函数对每个个体进行评价, 依据适者生存、优胜劣汰的进化规则, 不断得到更优的群体, 同时以全局并行搜索方式来搜索优化群体中的最优个体, 以求得满足要求的最优解。因此与传统的优化方法相比, 遗传算法可以更有效地找到全局最优, 并以其运行过程简单、计算效率高、搜索速度快而被广泛应用。

2.2 优化实例与分析

由于遗传算法寻优时不要求目标函数具有明确

的数学表达式或导数等信息, 只需要优化目标是可以计算的, 因此本文将已获得的基于 SVR 的 NO_x 排放特性模型作为寻优目标函数。

回归模型的训练建模过程是从输入到输出; 而针对模型的寻优过程则是从输出到输入, 即以最小化模型的输出值为优化目标。此处即为求取 NO_x 排放浓度达到寻优目标时, 各输入参数的值。寻优模型为:

$$\begin{cases} \min[\text{NO}_x] = f_{\text{SVR}}(\vec{X}, \alpha, \beta) \\ \text{s.t. } x_i \in E_i \end{cases} \quad (6)$$

式中: [NO_x]—NO_x 排放浓度; f_{SVR} —已建立的回归模型; \vec{X} —输入参数; α —SVR 模型拉格朗日乘子矩阵; β —模型的其它训练参数; 约束条件中: x_i —第 i 个输入参数; E_i —其取值范围。

同时, 对于某个特定的具体工况, 在实际运行中影响 NO_x 排放的可调节参数主要是各二次风门开度以及燃尽风挡板开度, 将这 8 个参数作为优化函数的自变量, 并考虑到运行安全以及操作习惯, 将各二次风门的开度变化范围取为 50%~90%, 燃尽风挡板开度变化范围取为 40%~90%。

遗传算法的参数设置如下: 初始种群为 80, 交叉概率为 0.85, 变异概率为 0.2, 迭代次数为 200, 对工况一进行优化, 优化前后各变量对比如表 2 所示, 可以看出: 按照优化结果进行操作, NO_x 排放浓度下降了 126.17 mg/m³。当采用不同的遗传算法参数设置时, 也获得了比较接近的优化结果。按照优化后的结果, 二次风门和燃尽风挡板都需要进行不同程度的调整才能达到降低 NO_x 排放的目的。

表 2 优化前后各操作变量对比

	二次风门开度/%						燃尽风挡板开度/%		NO _x /mg·m ⁻³
	AA	AB	BC	CD	DE	EF	OFA	OFB	
实际运行	65	65	65	65	65	65	60	40	746.34
优化结果	50.73	53.18	71.78	56.03	54.39	77.01	43.22	83.15	620.17

3 结 论

(1) 利用四角切圆燃煤锅炉燃烧特性试验结果, 建立了基于支持向量回归的 NO_x 排放模型, 经过训练和校验, 并与神经网络模型进行对比。结果表明: SVR 模型更加适合于实炉测试工况较少的小

样本学习, 而且其精度能够满足工程的实际要求, 能够较为准确的对电站锅炉 NO_x 排放特性进行预测。

(2) 在获得基于 SVR 的 NO_x 排放特性模型的基础上, 结合全局寻优算法, 以锅炉的运行调节参数为优化目标函数的自变量, 对 NO_x 排放进行寻优, 获得了具体工况下的最佳操作参数。

(3) 由于排烟氧量、飞灰含碳量等也与燃烧调

整因素相关,因此,如能参照本文的方法建立相关的SVR模型,并在此基础上考虑同时提高热效率与降低NO_x排放的多目标优化问题,可以实现电站锅炉运行的指标预测与综合性能优化。

参考文献:

[1] 曾汉才,姚斌,程俊峰,等.大型锅炉NO_x排放评价及其标准修订的建议[J].华中电力,2001,14(6):20-23.
 [2] 曾汉才.燃烧与污染[M].武汉:华中理工大学出版社,1990.
 [3] 周昊,朱洪波,毛建波,等.大型四角切圆燃烧锅炉NO_x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.
 [4] 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.
 [5] 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): 515-516.
 [6] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York:

Springer, 1995.

[7] 郭建民,刘石,姜凡,等.基于SVM的对冲燃煤锅炉NO_x排放特性[J].燃烧科学与技术,2006,12(3):243-247.
 [8] 蔡杰进,马晓茜.基于SVM的燃煤电站锅炉飞灰含碳量预测[J].燃烧科学与技术,2006,12(4):312-317.
 [9] GUNN S R. Support vector machines for classification and regression [R]. U K: University of Southampton, 1998.
 [10] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B A tutorial on support vector regression [R]. U K: Royal Holloway College, University of London, 1998.
 [11] 王雷,张欣刚,王洪跃,等.基于支持向量回归算法的汽轮机热耗率建模[J].动力工程,2007,27(1):19-23.
 [12] 李元诚,方廷健,于尔铿.短期负荷预测的支持向量机方法研究[J].中国电机工程学报,2003,23(6):55-59.
 [13] GYUNYOUNG H, SEONG S C, SOON H C. Thermal power estimation by fouling phenomena compensation using wavelet and principal component analysis[J]. Nuclear Engineering and Design, 2000(2): 31-40.
 [14] 雷英杰,张善文,李续武,等. MATLAB 遗传算法工具箱及应用[M].西安:西安电子科技大学出版社,2005.

(编辑 滨)

新技术、新产品

涡轮机装置的滑油冷却器

据《Теплоэнергетика》2008年3月号报道,使用具有相当低导热系数的不锈钢制造的管子能保证换热器高的可靠性,但降低了它们的传热效果。因此,必须应用能强化换热的管子,其中包括在汽轮机装置的热交换器中被广泛应用的成型螺旋管。

成型螺旋管的放热强度比由光滑管制成的管束内的放热强度高57%~70%。放热强度的提高是由3个因素决定的:由于成型螺旋管倾斜槽道形成的分速度引起滑油速度变化、成型螺旋管上相对温度头剧烈的变化,以及滑油热力附面层厚度的减小。

由成型螺旋管组成的管束流体阻力比光滑管的流体阻力高40%。

提出了滑油冷却器的计算方法,允许制定涡轮机装置的利用成型螺旋管的滑油冷却器管系的最佳结构。

在200多台批生产的滑油冷却器升级改进,以及在研制用于功率为250~800 MW汽轮机的新型滑油冷却器时,利用了上述研究的成果。

(吉桂明 供稿)

废热锅炉污垢热阻实时预测研究= **Research on the Real-time Prediction of the Fouling Resistance of a Waste Heat Boiler**[刊, 汉]/ FENG Dian-yi, FAN Jia (College of Mechanical Engineering and Automation, Liaoning University of Technology, Jinzhou, China, Post Code: 120001), SUN Shou-ren (Jinzhou Petrochemical Corporation, Jinzhou, China, Post Code: 121000)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2009, 24(2). — 196 ~ 199

Analyzed was the use of a heat transfer coefficient method-based fouling resistance prediction model for the real-time monitoring of the fouling resistance of a synthetic ammonia waste-heat boiler. It has been found that within the allowable variation range of operating parameters, the theoretical error of the model in question is around 36%, and the total prediction error, about 48% if the measurement error is taken into account. The model was improved after correcting the error resulting from a change of the convection heat transfer resistance. A fouling resistance real-time monitoring device was designed based on the improved model. Practical applications show that in the case of the fouling thermal resistance reaching its design value, the prediction error is less than 15%, thus making it possible to eliminate the theoretical error of the model mentioned earlier and meet engineering accuracy requirements. **Key words:** waste heat boiler, fouling resistance, prediction model, real-time monitoring

四角切圆燃煤锅炉低 NO_x 燃烧优化研究= **Optimization Study of Low NO_x Combustion in a Tangentially and Corner-fired Coal-burning Boiler**[刊, 汉]/ ZHOU Jian-xin, QIU Xiao-zhi, SI Feng-qi, et al (College of Energy Source and Environment, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2009, 24(2). — 200 ~ 204

By making use of the test data of boiler combustion characteristics, established was a model for NO_x emissions of a tangentially and corner-fired coal-burning boiler based on supportive vector regressions (SVR). Through a training and verification and after a comparison with neural network models, it has been found that the SVR-based model is more suitable for small specimen learning as the number of hot-state test conditions of the boiler is relatively small. The accuracy of the model can meet the practical requirements of engineering projects, thus making it possible to predict more accurately the NO_x emission characteristics of an utility boiler under different operating conditions. On the basis of establishing the model mentioned earlier, in combination with the genetic algorithm for an overall optimization search and with the operating and regulating parameters of the boiler serving as independent variables of the optimization target function, an optimization search was performed of NO_x emissions, and the optimal operating parameters were obtained under a concrete operating condition. **Key words:** combustion, nitrogen oxide, supportive vector machine, regression, genetic algorithm

二次风分布对CFB 锅炉炉内气固混合及燃烧的影响= **Influence of Secondary Air Distribution on the Gas-solid Mixing and Combustion Condition in a CFB (Circulating Fluidized Bed) Boiler Furnace**[刊, 汉]/ WANG Zheng-yang, QIN Ming, SUN Shao-zeng, et al (College of Energy Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, China, Post Code: 150001)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2009, 24(2). — 205 ~ 210

For a CFB (circulating fluidized bed) boiler, its total air quantity is usually divided into a primary air flow and a secondary one to facilitate the control of combustion process, while for a large-sized CFB boiler, the secondary air flow is further divided into several layers along the furnace height and distributed on the four sidewalls of the furnace to strengthen combustion process control. First, the authors have described the role played by a transverse secondary-air jet flow in promoting the gas-solid mixing and coal combustion in the CFB boiler. Then, through an experiment performed on a CFB boiler burning low volatile coals, the influence of in-furnace flow field on the secondary air distribution in the furnace of the boiler under various air supply modes was analyzed. On this basis, the influence of different distribution modes of the secondary air on the coal burn-off and in-furnace temperature field was also investigated. The test results show that through an optimization of the secondary air, the in-furnace gas-solid mixing can be strengthened, and the diffusion of gas