

# 应用局部投影网络预测 燃料分级燃烧锅炉的飞灰含碳量

朱予东<sup>1</sup>, 王运泽<sup>2</sup>, 欧宗现<sup>1</sup>, 阎维平<sup>1</sup>

(1. 华北电力大学 电站设备状态监测与控制教育部重点实验室, 河北保定 071003;

2. 华电(北京)热电有限公司, 北京 100055)

**摘 要:** 火电厂煤粉燃烧效率体现在燃尽程度上, 一般用锅炉的飞灰含碳量来进行评价。这个参数的预知对燃料分级燃烧优化, 即在能够降低  $\text{NO}_x$  的排放的同时保证煤粉的燃烧效率, 进而提高锅炉运行效率极为重要。分析了锅炉飞灰含碳量的影响因素, 利用局部投影神经网络 LPN 结构简单、收敛速度快、泛化能力强和适用于非线性时变过程的特点, 建立锅炉的飞灰含碳量动态预测模型。利用锅炉热态试验所得数据训练和测试该模型, 结果表明, 预测模型较精确地预测了飞灰含碳量, 从而为燃料分级燃烧优化的进行提供了模型基础。

**关 键 词:** 燃料分级; 锅炉; 燃尽率; 飞灰含碳量; 局部投影网络

中图分类号: TK16 文献标识码: A

## 引 言

燃料分级技术可有效控制  $\text{NO}_x$  排放, 但若运行不当, 易导致锅炉的飞灰含碳量增高<sup>[1]</sup>。飞灰含碳量的准确预测是个难点问题, 但这个参数的预测对运行的优化调整极为重要。开发出针对于燃料分级燃烧锅炉、效果良好和满足实时性要求的飞灰含碳量预测模型具有非常强的实际意义<sup>[2]</sup>。

本文针对这一问题, 应用局部投影网络的非线性动力学特性以及自学习特性, 对某台采用燃料分级燃烧技术的 670 t/h 锅炉建立了飞灰含碳量的预测模型。对所研究的锅炉进行了运行试验, 采集得到大量的运行数据样本, 利用采集的数据样本对预测模型进行训练和测试, 测试结果表明, 该模型能较好地预测锅炉在不同工况下的飞灰含碳量。

## 1 燃料分级燃烧煤粉燃尽特性试验方案

对于采用燃料分级燃烧技术的煤粉锅炉, 在锅

炉实际运行过程中, 影响飞灰含碳量  $C_{fh}$  的因素主要有: 燃煤挥发分  $V_{daf}$ 、燃煤水分  $M_{ar}$ 、燃煤灰分  $A_{ar}$ 、燃煤低位发热量  $Q_{ar, net}$ 、煤粉细度  $R_{90}$ 、各个区段的过量空气系数  $\alpha$ 、一次风率  $X$ 、送粉温度  $t_{sf}$ 、燃烧器倾角  $\beta$  (采用摆动式燃烧器时) 和锅炉负荷  $D$ <sup>[3]</sup>。

以某 670 t/h 锅炉为试验对象。该锅炉为单炉膛、II 型布置、四角切圆燃烧、超高压、中间再热和自然循环固体排渣煤粉锅炉。配中速磨煤机, 直吹式制粉系统。该锅炉已经进行了燃料分级燃烧改造。燃料分级燃烧的原理图如图 1 所示。

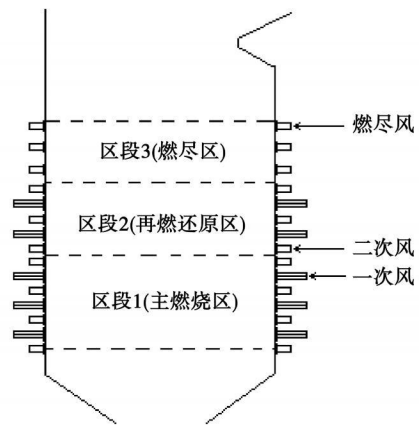


图 1 燃料分级燃烧原理图

通过对锅炉飞灰含碳量影响因素的分析, 得到了飞灰含碳量与煤质及锅炉运行参数之间的关系。因此进行锅炉热态试验时, 需要获取以下参数的数据: 燃煤挥发分  $V_{daf}$ 、燃煤水分  $M_{ar}$ 、燃煤灰分  $A_{ar}$ 、燃煤低位发热量  $Q_{ar, net}$ 、煤粉细度  $R_{90}$ 、3 个燃烧区段 (区段 1、区段 2、区段 3) 的过量空气系数  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 、 $\alpha_3$ 、一次风率  $X$ 、送粉温度  $t_{sf}$ 、燃烧器倾角  $\beta$  锅炉负荷  $D$  和锅炉的飞灰含碳量  $C_{fh}$ 。

为了获得尽可能多的训练样本, 在保证锅炉安全运行的前提下, 针对不同的煤质特性和不同的锅

炉运行工况, 共取得了 50 组数据样本。锅炉热态试验所得的数据如表 1 所示。

表 1 现场热态试验数据

工况	锅炉负荷 D/MW	煤种特性					过量空气系数			一次风率 X/ %	送粉温度 t <sub>st</sub> / °C	燃烧器倾角 β/ (°)	飞灰含碳量 C <sub>fl</sub> / %
		V <sub>air</sub> / %	M <sub>ar</sub> / %	A <sub>ar</sub> / %	Q <sub>ar,net</sub> / kJ·kg <sup>-1</sup>	R <sub>90</sub> / %	α <sub>1</sub>	α <sub>2</sub>	α <sub>3</sub>				
1	191	27.13	7.21	25.54	20 590	14	1.10	0.75	1.23	21.3	128	-5	3.306
2	152	27.13	7.21	25.54	20 590	14	1.09	0.79	1.22	20.5	131	-5	2.227
3	115	27.13	7.21	25.54	20 590	15	1.05	0.83	1.21	22.6	135	0	2.632
4	101	27.13	7.21	25.54	20 590	14	1.01	0.85	1.21	21.6	135	0	3.075
⋮													
48	150	32.13	4.78	21.73	23 140	12	1.11	0.79	1.20	24.1	133	0	2.430
49	195	32.13	4.78	21.73	23 140	12	1.04	0.81	1.21	22.4	128	5	2.894
50	112	32.13	4.78	21.73	23 140	12	1.01	0.78	1.21	23.1	135	5	3.129

## 2 神经网络模型

径向基函数神经网络(RBFNN)只有一个隐层, 拓扑结构简单, 能够逼近任意的非线性函数, 可以处理系统内在难以解决的规律性, 并且学习收敛速度快, 因此有较为广泛的应用<sup>[4]</sup>。但是一般的 RBF 神经网络属于静态神经网络, 对原训练样本过于依赖。尤其在应用于强非线性的时变过程建模时, 静态网络无法获得时变、精确的过程模型而难于满足预测需要。为了克服这些缺点, 国内外学者对基本的 RBF 算法提出了许多改进方法<sup>[5]</sup>。文中在总结众多算法的基础上, 应用一种新型 RBF 序贯学习算法——局部投影算法 LPA (Local Projection Algorithm) 来训练神经网络<sup>[6]</sup>。LPA 算法吸收了最小资源分配网络(Minimal Resource Allocation Network, MRAN)算法的可在线学习、隐节点数可按一定准则进行增减的优点<sup>[7]</sup>, 能使影响网络结构和精度的调节参数明显减少, 且能通过参数的调节来预知网络结构和精度的改变。

LPA 算法是一种样本序贯学习方法, 学习样本(记为{(x<sub>i</sub>, y<sub>i</sub>) | i = 1, 2, ..., n})是顺序到达的。在样本输入过程中, 根据预测精度的需要, 计算重合度 τ 的大小来增加隐节点, 然后根据空间最小角度判定准则 MSA 来对重叠隐节点进行合并。神经网络的输出可表示为:

$$f(x) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi_i(x) \quad (1)$$

$$\phi_i(x) = \exp\{-\|x - c_i\|^2 / \sigma_i^2\} \quad (2)$$

式中, x ∈ R<sup>N</sup>, N—输入向量的维数; α<sub>0</sub>—f 与 φ<sub>i</sub> 的

内积。

局部投影网络 LPN 的具体算法为:

(1)网络初始化:

网络输出 f(x<sub>1</sub>) = 0, e = y<sub>1</sub> - f(x<sub>1</sub>), 初始权重 α<sub>0</sub> = y<sub>1</sub>, 选定控制新增隐节点的约束: 最小宽度参数为 σ<sub>min</sub>, 单点输出期望精度 η、最小允许误差 e<sub>min</sub>、滑动窗口长度 M 及其阈值 e'<sub>min</sub> 和空间允许最小夹角 θ<sub>min</sub> 以及计算出 EKF 算法初始参数 P<sub>0</sub>, R<sub>n</sub> 和 Q<sub>0</sub>。

(2)当一个新样本(x<sub>n</sub>, y<sub>n</sub>)到达时, 计算 e<sub>n</sub> = y<sub>n</sub> - f(x<sub>n</sub>), 由 e<sub>n</sub> 根据如下规则刷新网络:

(a) 若 e<sub>n</sub> > e<sub>min</sub> 且隐节点个数为零, 则 c<sub>1</sub> = x<sub>n</sub>, σ<sub>1</sub> = σ<sub>min</sub>, α<sub>1</sub> = y<sub>n</sub>。

(b) 若 e<sub>n</sub> > e<sub>min</sub> 且隐节点个数为 k, 设 U = {c<sub>1</sub>, c<sub>2</sub>, ..., c<sub>k</sub>, x<sub>n</sub>}, 计算 β<sub>i</sub>, P, σ<sub>p</sub>:

$$\beta_i = \exp\{-\|U - c_i\|^2 / \sigma_i^2\}, i = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

$$P = \exp\{-\|U - x_n\|^2 / \sigma_p^2\} \quad (4)$$

$$\sigma_p = \max\{\min\{\|x_n - c_i\|\}, \sigma_{\min}\}, i = 1, 2, \dots, k \quad (5)$$

按进一步计算空间 {β<sub>1</sub>, β<sub>2</sub>, ..., β<sub>k</sub>, P} 与 {β<sub>1</sub>, β<sub>2</sub>, ..., β<sub>k</sub>} 重合度 τ 以及重合度阈值 τ<sub>min</sub>:

$$\tau = \text{sqrt}(\|P_1\|^2 + \|P_2\|^2 + \dots + \|P_k\|^2) / \|P\| \quad (6)$$

$$\tau_{\min} = \max(0, 1 - (1 - \eta) |y_n / e_n|) \quad (7)$$

式中: P<sub>1</sub>, P<sub>2</sub>, ..., P<sub>k</sub>—向量 P 在空间 {β<sub>1</sub>, β<sub>2</sub>, ..., β<sub>k</sub>} 上的投影。

并计算此处的滑动窗口的输出误差平方根 e<sub>rms</sub>:

$$e_{\text{rms}}(n) = \sqrt{\sum_{i=k-M+1}^k e_i^2 / M} \quad (8)$$

若  $\tau < \tau_{\min}$  且  $e_{\text{rms}} > e'_{\min}$ , 则增加一个新的隐节点。新隐节点的参数初始化为:

$$c_{k+1} = x_n \quad (9)$$

$$\sigma_{k+1} = \sigma_p \quad (10)$$

$$\alpha_{k+1} = e_n \quad (11)$$

初始化之后调整 EKF 算法中误差协方差矩阵  $P_n$  的维数, 以适应调整后的网络。

(c) 若不需增加隐节点, 则通过 EKF 算法来调整网络各项参数。

(3) 在经过调整的网络中, 计算两隐节点之间的空间夹角, 若隐节点  $c_m$  和  $c_n$  间的夹角  $\theta_{mn} < \theta_{\min}$ , 则将隐节点  $c_m$  和  $c_n$  通过如下方法合并:

$$c_m = (c_m + c_n) / 2 \quad (12)$$

$$\sigma_m = \sigma_m + \|c_m - c_n\| / 2 \quad (13)$$

$$\alpha_m = \alpha_m + \alpha_n (\exp(-\sigma_n^{-2}) / \exp(-\sigma_m^{-2})) \quad (14)$$

合并完成后, 将隐节点  $c_n$  删除, 并调整 EKF 算法中误差协方差矩阵  $P_n$  的维数, 以适应调整后的网络。

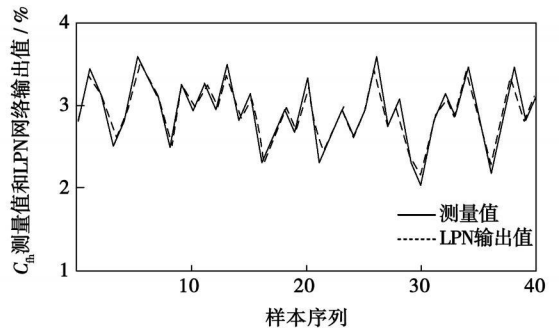
在 LPN 网络中, 对网络起决定作用的参数是单点输出期望精度  $\eta$ , 这是一个目的性参数, 它对网络输出精度起约束作用: 随着  $\eta$  的增加, 重合度阈值  $\tau_{\min}$  的平均值随之增加, 输出精度变高, 同时, 隐节点数增加, 网络规模变大。在构建网络的过程中, 只要给定期望精度  $\eta$ , 网络就会根据需要自动调整  $\tau_{\min}$  的大小, 以达到控制增加隐节点的目的。通过对参数  $i$  的设置, 可以预见到网络的构造结果, 这使得对网络的调试有了明确的目的性, 且调试的次数大大减少, 从而使 LPN 有了良好的适用性。

### 3 神经网络建模结果

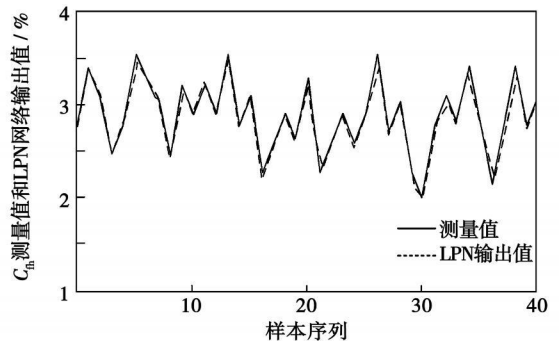
神经网络的输入量选用锅炉热态试验得到的燃煤挥发分  $V_{\text{daf}}$ , 燃煤水分  $M_{\text{ar}}$ , 燃煤灰分  $A_{\text{ar}}$ , 燃煤低位发热量  $Q_{\text{ar, net}}$ , 煤粉细度  $R_{90}$ , 3 个燃烧区段 (区段 1、区段 2、区段 3) 的过量空气系数  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ , 一次风率  $X$ , 送粉温度  $t_{\text{sf}}$ , 燃烧器倾角  $\beta$ , 锅炉负荷  $D$  等 12 个数据; 输出量为锅炉的飞灰含碳量  $C_{\text{th}}$ 。随机抽取 40 组数据作为网络的训练样本; 取 10 组数据作为测试样本, 以验证网络的泛化能力。

用 LPN 网络进行训练时  $i$  在 0.9 ~ 0.99 之间变化, 最终选取 LPN 网络调节参数为:  $\eta = 0.95$ ,  $\sigma_{\min} = 0.65$ ,  $e_{\min} = 0.01$ ,  $e'_{\min} = 0.1$ ,  $M = 50$ ,  $\theta_{\min} = 5^\circ$ ,  $P_0 = R_n = 1$ ,  $Q_0 = 0.001$ 。由于试验测得的样本数据物理量纲不一样, 在进行神经网络训练时需要将输入数

据进行归一化处理, 将输入数据转化为区间  $[-1, 1]$  之内的数, 同样对输出数据也要进行类似变换。单点输出期望精度  $\eta = 0.90$  和  $\eta = 0.95$  时, LPN 网络训练的过程曲线如图 2 所示。



(a)  $\eta=0.90$  时网络训练结果



(b)  $\eta=0.95$  时网络训练结果

图 2 LPN 网络训练结果

用平均允许重合度  $MADS(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \tau_{\min}(i)$  表征训练过程中经历第  $k$  个样本时网络的  $\tau_{\min}$  整体变化趋势。用滑动均方根误差  $SRMSE(k) = \sqrt{\frac{\sum_{p=1}^k \sum_{n=1}^N e_{pn}^2}{N \times k}}$  ( $e_{pn}$  为网络在第  $p$  个样本处对第  $n$  输出单元的输出误差) 衡量网络训练的精度。MADS、隐节点数及 SRMSE 这 3 个量变化过程的比较如图 3 所示。

从图 2 可知,  $\eta = 0.95$  时 LPN 网络的训练精度比  $\eta = 0.90$  时的训练精度要高一些。 $\eta = 0.90$  和  $\eta = 0.95$  时 LPN 网络的滑动均方根误差 SRMSE 分别为 0.216 和 0.152, 期望精度  $\eta$  的大小, 直接决定了 LPN 网络的输出精度。

从图 3 可知, 当期望精度  $\eta$  从 0.90 变到 0.95 后, 平均允许重合度 MADS 显著增加, 网络的隐节点数也随之增加, 从而使网络输出误差减小, 训练精度增加。通过对参数  $\eta$  的设置, 就能预见网络的构造结果, 避免网络参数调整的盲目性。由于期望精度  $\eta$  增加时, 网络的隐节点数也随之增加, 从而使网络

规模增大,对网络的泛化能力会产生一定的影响,所以在保证较高训练精度的前提下,为了提高网络的泛化能力,本文的  $\eta$  最终取为 0.95。

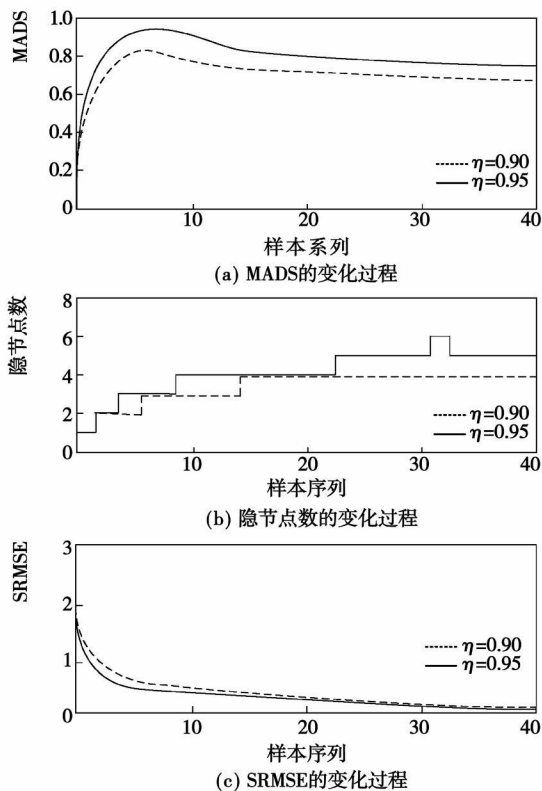


图 3  $\eta=0.90$  和  $\eta=0.95$  时, LPN 网络训练过程中相关参数的比较

将未参加训练的 10 个测试样本的输入数据代入完成训练的神经网络,得出网络的输出值,即飞灰含碳量的预测值。网络预测精度的性能指标均方根

差  $SRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{p=1}^k \sum_{n=1}^N e_{pn}^2}{N \times P}} = 0.143$ , 测试样本的 LPN 网络输出值与期望输出值的比较如图 4 所示。

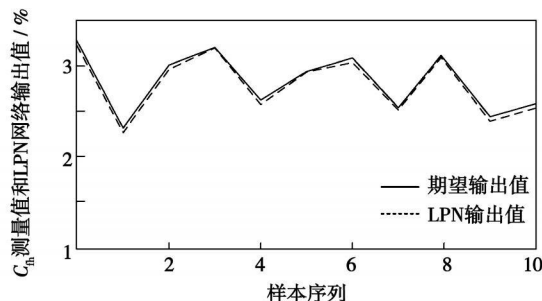


图 4 LPN 网络测试结果

由预测结果可知, LPN 网络的预测精度高,泛化能力强,能够较好的预测锅炉的飞灰含碳量,从而建立了燃料分级燃烧锅炉飞灰含碳量的预测模型。

### 4 结 论

(1) 进行燃料分级燃烧改造时,必须考虑煤粉的燃尽程度,准确地预测出锅炉的飞灰含碳量。锅炉的飞灰含碳量与煤质及运行参数等因素密切相关,影响规律复杂。通过神经网络的建模,实时地预测锅炉在不同工况下的飞灰含碳量,以便进行燃料分级燃烧优化调整。

(2) 局部投影算法 LPA 是一种新型的基于序贯学习的神经网络构造算法,适用于强非线性的时变过程建模。局部投影网络建模方法能通过样本的学习,发现输入与输出之间的隐含规律,它减少了试验次数和数据分析的工作量,是预测燃料分级燃烧锅炉飞灰含碳量的较好方法。

(3) 建立实时的锅炉飞灰含碳量预测模型是进行燃料分级燃烧优化调整的重要一步。建立模型之后,可以结合全局寻优算法,对燃料分级燃烧锅炉进行整体优化,使燃烧效率和  $NO_x$  排放量始终保持理想状态。

### 参考文献:

- [1] 许 昌, 吕剑虹. 以效率和低  $NO_x$  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): 47-50.
- [2] 周 昊, 朱洪波. 基于人工神经网络的大型电厂锅炉飞灰含碳量建模[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(6): 96-100.
- [3] 彭 玲, 王恩禄. 分级燃烧降低燃煤锅炉  $NO_x$  排放的机理及影响因素分析[J]. 锅炉技术, 2004, 35(3): 27-30.
- [4] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [5] KADIRKAMANATHAN V, NIRANJAN M. A function estimation approach to sequential learning with neural networks[J]. Neural Computation, 1993, 5(4): 954-975.
- [6] 杨 戈, 吕剑虹, 刘志远. 一种新型 RBF 网络序贯学习算法[J]. 中国科学 E 辑, 2004, 34(7): 763-775.
- [7] LU Y, SUNDARARAJAN N, SARATCHANDAN P. Performance evaluation of a sequential minimal radial basis function (RBF) learning algorithm [J]. IEEE Trans. Neural Networks, 1998, 6(9): 308-318.

(编辑 伟)

halable particulate matter, particle cluster equilibrium simulation, particle size spectrum

应用局部投影网络预测燃料分级燃烧锅炉的飞灰含碳量= **Forecast of Fly-ash Carbon Content in a Fuel-graded Combustion Boiler by Using a Local Projection Network**[刊, 汉] / ZHU Yu-dong, OU Zong-xian, YAN Wei-ping (Education Ministry Key Laboratory on Power Plant Equipment Condition Monitoring and Control, North China Electric Power University, Baoding, China, Post Code: 071003), WANG Yun-ze (Huadian (Beijing) Thermal Power Co. Ltd., Beijing, China, Post Code: 100055) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(3). — 265 ~ 268

The pulverized coal combustion efficiency of a thermal power plant is reflected in the fuel burn-out degree and can be usually evaluated by way of the fly-ash carbon content of a boiler. A foreknowledge of this parameter is of the utmost importance for fuel-graded combustion optimization, i. e. for assuring a high combustion efficiency of pulverized coal simultaneously with the reduction of  $\text{NO}_x$  emissions, thus enhancing boiler efficiency. Analyzed were the influencing factors of the boiler fly-ash carbon content. By using the specific features of a local projection network (LPN), such as simple structure, quick convergence speed, strong generalization ability and suitability for a non-linear time-variation process, a model for undergoing training and the dynamic prediction of boiler fly-ash carbon content was established and tested by use of the data obtained from boiler hot-state tests. The results show that the model in question has forecast relatively accurately the carbon content of fly ash, thus providing a model basis for the fuel graded-combustion optimization. **Key words:** burn-out rate, carbon content of fly ash, local projection network, fuel gradation, boiler

燃煤过程中亚微米颗粒生成及影响因素的研究= **A Study of the Formation of Submicron Particles in the Process of Coal Combustion and Its Influencing Factors**[刊, 汉] / SUI Jian-cai, LIU Yi (China Power Investment Corporation Yuanda Environment Protection Engineering Co. Ltd., Chongqing, China, Post Code: 400060), XU Ming-hou (National Key Laboratory on Coal Combustion, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, China, Post Code: 430074), DU Yun-gui, YIN Guang-zhi (College of Resources and Environment, Chongqing University, Chongqing, China, Post Code: 400044) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(3). — 269 ~ 272

Through a coal combustion experiment in a sedimentation furnace, the formation mechanism of submicron particles in the process of coal combustion has been discussed along with a study of the influence of furnace temperature, pulverized coal particle diameter and oxygen concentration on the formation of submicron particles. During the experiment, Pingdingshan, Liupanshui and Heshan-origin bituminous coal were chosen by the authors with the pulverized coal particle diameters of each kind ranging from 100 to 200  $\mu\text{m}$ , 63 to 100  $\mu\text{m}$  and less than 63  $\mu\text{m}$  respectively. After the pulverized coal has been burned under different conditions, a 13-stage low-pressure impactor was used to collect inhalable particles in different diameters to perform a study. The research results show that the particles with a diameter of less than 0.377  $\mu\text{m}$  are likely to be formed through a gasification-condensation mechanism while the particles with a diameter greater than 0.377  $\mu\text{m}$  are formed through a fragmentation and agglomeration mechanism of mineral substances. With an increase of the furnace temperature, a decrease of pulverized coal diameter and an enhancement of oxygen concentration, the amount of submicron particles produced will increase to various extents. The furnace temperature is the most important influencing factor with the pulverized coal diameter and atmosphere playing a secondary role. **Key words:** coal combustion, submicron particle, formation mechanism, influencing factor

变氧量工况下煤粉炉内辐射能检测特性= **Detection Characteristics of Radiant Energy in a Pulverized Coal-fired Boiler at Variable Oxygen-content Operating Conditions**[刊, 汉] / YANG Chao, LUO Zi-xue, ZHOU Huai-chun (National Key Laboratory on Coal Combustion, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, China, Post Code: 430074) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(3). — 273 ~ 277

In a 300 MW double-furnace coal-fired utility boiler, flame images were real-time photographed by making use of several CCD (charge-coupled device) flame probes installed on the boiler proper. Radiant energy detection values re-