

# 基于最小二乘支持向量机的煤耗率软测量

杜海玲

(山西大学,山西太原 030000)

**摘要:**为准确实时测量煤耗率,尽可能提高锅炉机组的经济性,应用最小二乘支持向量机方法建立了某亚临界锅炉煤耗率软测量模型,并借助所采集的该机组的一年运行数据,对煤耗率模型精度进行验证。经对比,软测量所预测的值与实际值相对误差最大值为5.7%,精度较高,煤耗率软测量精度符合工业的要求。同时应用了一种软测量在线修正的方法,对测量结果进行修正。结果表明:在线修正后相对误差最大值变为2.2%,修正值更加贴近实际测量值。该修正方法可以提高软测量的精度,能够应用于电力生产中。

**关键词:**软测量;最小二乘支持向量机;煤耗率;修正比例系数

中图分类号:TQ534 文献标识码:A

DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2016.12.014

## 引言

在工业生产中,一些变量无法通过设备测量,因此,就需通过其它的方法得到变量的值,如高炉铁水的含硅量、纸浆的 $\kappa$ 值等。这些变量都是衡量产品品质的重要指标,都是必须加以严格控制的变量。然而在实际操作中,在线测量仪表(传感器)价格昂贵,维护复杂,且仪表的滞后性导致所得到数据的实时性不强,客观上使得过程控制质量的性能下降,因此,软测量就成为了优先选择的方法。软测量的基本思想是把自动控制理论与生产过程知识有机结合起来,选择一些可测量、易测量的过程变量,通过各种计算方法,推断或者估计难以直接测量或暂时不能测量的重要变量,以软件来代替硬件(传感器)功能<sup>[1]</sup>。

在电力系统中,尤其是火力发电生产过程中,软测量已大规模应用,例如锅炉炉膛出口氧量测量、磨煤机给煤量和煤耗率的在线测量等<sup>[2]</sup>。其中,煤耗

率是表示锅炉经济性的最重要的指标,间接代表锅炉效率,尤其是当锅炉效率并不能直接、有效、实时地测量出来时,能够精确测量出煤耗率对于锅炉的经济运行有着重要意义。然而,煤耗率并无法直接获得,只有通过其它方法间接获得。软测量就是一个行之有效的方法,原因为:(1) 炉煤的测量值误差较大,且具有滞后性,影响实时操作控制;(2) 锅炉效率的正反平衡法在计算效率方面都有不精准的地方。正平衡法不便于分析,且误差较大;反平衡法分析时,飞灰含碳量和炉膛出口氧量无法测量或测量的成本较高。

软测量的建模方法有很多,最常用的有基于工艺机理的方法、基于状态估计的方法、基于神经网络及机器学习的方法和基于模糊技术的方法等<sup>[3~8]</sup>。

## 1 最小二乘支持向量机

支持向量机是机器学习的一种,是一种监督式学习的方法,最初由Vapnik在统计学习理论的基础上建立起来的一种非常有力的机器学习方法<sup>[9~10]</sup>。支持向量机适合在线应用,目前在信号处理、系统辨识与建模、先进控制和软测量等领域都得到了广泛的应用。

最小二乘支持向量机是应用最多的支持向量机的方法之一,其最大特点是核函数的结构风险最小,因此建立模型的核心是找到一组线性分类器最小化经验误差及最大化几何边缘区,该分类器需通过训练得到<sup>[11]</sup>。训练时,需要多个样本,建模样本的输入参数与输出参数为 $\{x_i, y_i\}^N$ ,其中 $x_i$ 为第 $i$ 组输入参数; $y_i$ 为第 $i$ 组输出参数; $N$ 为样本数量。决策函数 $f(x) = w^T \cdot \varphi(x) + b$ 。模型训练转化为结构

收稿日期:2016-03-21; 修订日期:2016-06-28

基金项目:山西省煤基重点科技攻关项目(MD2014-03)

作者简介:杜海玲(1981-),女,山西晋中人,山西大学讲师。

风险函数为:

$$R = \frac{1}{2} \cdot \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (1)$$

若式(1)最小化,则需要满足的约束条件:

$$f(x) = w^T \cdot \varphi(x) + b + \xi_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

相应的 Lagrange (拉格朗日) 函数为:

$$L(w, b, \xi, \alpha) = R - \sum_{i=1}^n \alpha_i (w^T \cdot \varphi(x) + b + \xi_i - y_i) \quad (3)$$

式中:  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$  为 Lagrange 乘子,  $w, b$  一模型参数;  $c$  一正则化参数;  $\xi$  一训练集预测误差向量。根据优化条件:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0, \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0, \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \quad (4)$$

可得,

$$\begin{cases} w = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(x_i) \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \\ 2c\xi_i = \alpha_i \end{cases} \quad (5)$$

综合式(2)和式(5)可得,

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) + \frac{1}{2c} & K(x_1, x_2) & \dots & K(x_1, x_n) \\ 1 & K(x_2, x_1) & K(x_2, x_2) + \frac{1}{2c} & \dots & K(x_2, x_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_n, x_1) & K(x_n, x_2) & \dots & K(x_n, x_n) + \frac{1}{2c} \end{bmatrix}$$

$$\cdot \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

设  $K(x, x_i) = \langle \varphi(x), \varphi(x_i) \rangle$  为核函数, 根据泛函理论, 符合 Mercer (莫塞尔) 条件的函数, 都可以作为核函数, 常用的核函数有线性核函数, 径向基核函数等, 根据实际情况, 径向基核函数  $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / (2\sigma^2))$  作为最小二乘支持向量机的核函数, 其中  $\sigma$  为核参数最终的决策函数形式为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (7)$$

得到线性分类器, 建立模型。

## 2 煤耗率模型的建立

### 2.1 研究对象

研究对象为某电厂亚临界 300 MW/17.5 MPa/541 °C /541 °C 上海锅炉厂烟煤锅炉, 最大连续蒸发量 (BMCR) 为 1 025 t/h。采用四角切圆燃烧、自然循环和摆动式燃烧器调温方式。锅炉为单炉膛、一次再热、平衡通风、固态排渣和全钢架悬吊结构。设计煤种参数如表 1 所示。

表 1 设计煤种工业分析

Tab. 1 Industry analysis of design coal

煤质参数	数 值
低位发热量 /MJ · kg <sup>-1</sup>	23.84
应用基全水份 /%	15
分析基水份 /%	7
应用基灰份 /%	6.4
可燃基挥发份 /%	40

### 2.2 变量的选择

影响煤耗率的因素很多, 可以归为两大类: 运行因素和煤质因素。煤工业分析中的挥发分、水分、低位发热量等都会对煤耗率产生影响, 而煤粉的细度也会对其产生影响; 而影响煤耗率的运行因素则更多, 如飞灰含碳量、排烟温度、给水流量和温度、过热器和再热器的布置方式、配风方式等都会或多或少地影响煤耗率, 本文采用因子分析对变量进行选择<sup>[12]</sup>。因子分析以原始信息丢失量最小为目标, 将数量众多的原有变量缩减为远少于原始变量个数的几个指标<sup>[13]</sup>。经过因子分析, 选择将炉膛出口氧量等锅炉运行参数和煤质参数作为输入变量, 将煤耗率作为输出量。

### 2.3 模型结构

在煤耗率的预测过程中, 炉膛出口氧量作为一个重要的输入量无法通过实际的测量获得, 这是由于氧量表的价格昂贵, 且维护困难, 无法实时提供数据, 因此只能通过软测量的方法获得, 经过因子分析, 锅炉负荷、一、二次风风量和排烟温度都是影响炉膛出口氧量的主要因素, 而且它们也是影响煤耗率的主要因素, 同时影响煤耗率的因素还有煤的低位发热量, 所以若建立煤耗率预测模型则需要应用

两次最小二乘支持向量机。煤耗率软测量模型结构如图 1 所示。

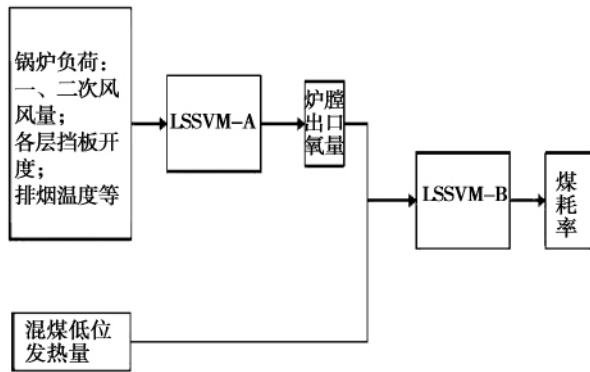


图 1 煤耗率软测量模型结构

FIG. 1 Model structure for soft measurement of coal consumption rate

2.4 样本准备

采集该锅炉 2013 年整年的运行数据,并从中挑

选 100 组数据作为训练样本,20 组作为测试样本。在模型训练前,需将样本统一到  $[-1, 1]$  区间内,归一化公式为:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

2.5 模型参数

利用式(6)训练模型之前,需确定核参数  $\sigma$  和  $c$  的值,采用三步搜索法进行参数的选择。步骤如下:第一步,对起始点和周围被标出“1”的 8 个点进行匹配误差分析,若最小匹配误差出现于起始点,相当没有运动;第二步,将中心记为第一步匹配误差最小的点(图中起始点箭头指向的“1”),分析其周围以“2”标出的 8 个点的匹配误差。为取得更好的估计结果,每一步的搜索步长为原步长的二分之一;在第三步以后便可得出估计结果,此时搜索点到中心点的距离为一个像素。

表 2 训练样本

Tab. 2 Training sample

工 况	1	2	3	4	……	97	98	99	100
有功功率/MW	150.10	161.42	200.47	213.12		252.42	267.47	270.91	280.00
一次风量/ $t \cdot h^{-1}$	197.88	171.50	304.46	305.89		297.64	304.06	279.75	324.07
二次风量/ $t \cdot h^{-1}$	747.03	832.32	975.63	1 000.88		935.41	980.27	987.47	733.67
排烟温度/ $^{\circ}C$	155.0	148.3	147.5	151.8		154.7	151.1	164.2	159.7
A 层二次风挡板开度/%	64.28	64.25	77.35	77.35		63.37	62.94	62.97	62.88
B 层二次风挡板开度/%	19.85	19.49	26.90	26.90		22.39	22.12	29.67	26.89
C 层二次风挡板开度/%	28.25	27.83	45.77	45.77		35.83	37.67	31.10	34.07
燃尽风挡板开度/%	0.17	0.168	4.69	4.69		7.10	0.17	5.76	0.176
顶层分离燃尽风挡板开度/%	0.13	0.1	12.07	12.07		15.11	0.75	9.936	0.007
底层分离燃尽风挡板开度/%	0.08	0.1	7.32	7.32		7.76	0.06	7.616	0.061
炉膛出口氧量/%	5.28	4.97	5.24	5.50		4.51	5.69	5.42	4.89
标煤煤耗率/ $g \cdot (kWh)^{-1}$	350.4	347.2	345.1	344.9		340.6	338.7	337.9	336.4

根据三步搜索法,最终得到 SVM-A 的核参数  $\sigma_1^2 = 35$ ,正则化参数  $c_1 = 40$ ,SVM-B 的核参数  $\sigma_2^2 = 30.5$ ,正则化参数  $c_2 = 55$ 。

2.6 模型精度验证

图 2 为煤耗率模型精度验证效果。

由图 2 可以看出,最小二乘支持向量机对于煤耗率的预测比较精准,有较高的预测能力。经计算,煤耗率与实测值(文中认为是真实值)最大预测误差为 5.7%,小于 6%,能够达到工程的标准。

3 模型在线修正

在软测量模型中都是由现场采集得到的数据经优化建模得到的,工况随时都在变化,所以依据过去工况建立的模型在对后面的参数进行估计时可能会存在一定的误差,为了使所模拟数据更精确,因此需要对软测量模型在实际使用中结合实际数据进行在线校正来提高模型的精度。本文采用的方法是系数修正法。系数修正法的思想就是在模型在线软测量

中,对模型的系数进行适当的比例调整和偏置,此时修正值为:

$$y' = cf(x) + b_0 \tag{9}$$

式中:  $y'$ —修正后的测量值;  $c$ —修正比例系数;  $b_0$ —修正偏置,修正偏置通常很小,取  $b_0 = 0$ 。

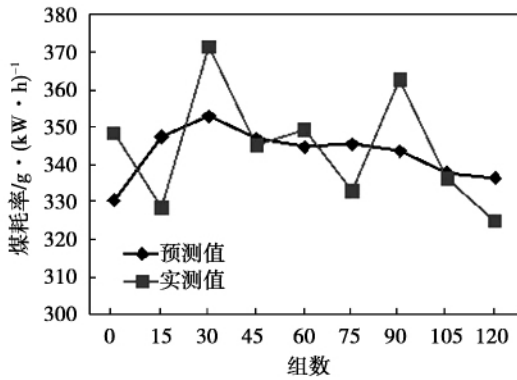


图2 煤耗率精度验证效果

Fig.2 Verification results for the accuracy of the measured coal consumption rate

若在规定时间内,得到  $N$  组变量,实际煤耗率为  $y_j$ ,每组有  $m$  个参数,易得其平均值为  $\bar{x}_j$ ,第  $i$  组采样值与平均值的偏差为  $w_j = x_j(i) - \bar{x}_j (j = 1, 2, \dots, m)$ ,计算标准差为:

$$\sigma_{x_j} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \left[ \sum_{i=1}^N x_j^2(i) - \frac{1}{N} \left( \sum_{i=1}^N x_j(i) \right)^2 \right]} \tag{10}$$

相关系数为:

$$\begin{aligned} \rho_{x,y} &= \frac{COV(x,y)}{\sqrt{D(x)} \cdot \sqrt{D(y)}} \\ &= \frac{E(x - E(x)) \cdot E(y - E(y))}{\sqrt{D(x)} \cdot \sqrt{D(y)}} \end{aligned} \tag{11}$$

式中:  $E(x)$ — $x$  的均值;  $E(y)$ — $y$  的均值;  $D(x)$ — $x$  的方差,  $D(y)$ — $y$  的方差。

若  $w_j (j = 1, 2, \dots, m)$  满足  $|w_j| > 2\sigma_{x_j}$ ,根据采样值得相关系数和  $w_j$  的大小,得出修正比例系数  $c$  的值,规则如下:

(1) 若  $\rho_{x,y} > 0$  且  $w_j > 2\sigma_{x_j}$ ,则  $c_j = 1 - \min(0.05, w_j - 2\sigma_{x_j})$ ;

(2) 若  $\rho_{x,y} > 0$  且  $w_j < -2\sigma_{x_j}$ ,则  $c_j = 1 + \min(0.05, -w_j - 2\sigma_{x_j})$ ;

(3) 若  $\rho_{x,y} < 0$  且  $w_j > 2\sigma_{x_j}$ ,则  $c_j = 1 + \min$

$(0.05, -w_j - 2\sigma_{x_j})$ ;

(4) 若  $\rho_{x,y} < 0$  且  $w_j < -2\sigma_{x_j}$ ,则  $c_j = 1 - \min(0.05, w_j - 2\sigma_{x_j})$ 。

修正算法框图如下<sup>[14~15]</sup>:

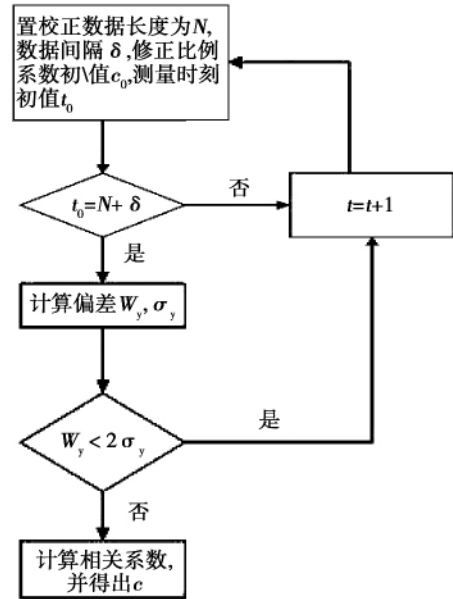


图3 系数修正流程图

Fig.3 Flowchart of coefficient correction

图4为修正后的煤耗率与预测值、实测值的曲线图。

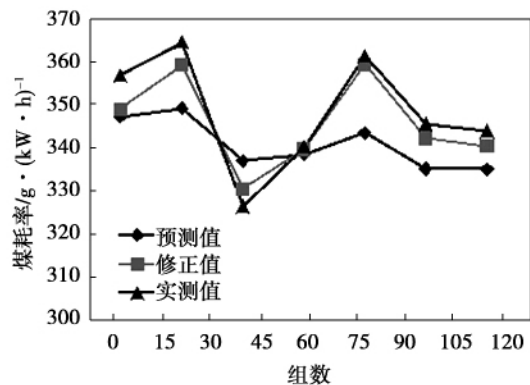


图4 修正值精度验证效果

Fig.4 Validation results for the accuracy of correction

图4为修正值与预测值、实测值精度验证效果图,由图中可以看出,经在线修正之后,所预测的结果更加接近实测值。经计算,最大相对误差由4.9%降低到2.2%,而且修正值与实测值的相对误差大部分在1%左右,大大提高了预测的精度。在线修

正的应用可以使软测量的精度提高,为工业生产中的精确控制提供了新的解决方法。本文所建立的软测量模型已经在某电厂应用,取得了理想的效果。

#### 4 结 论

软测量作为一种测量难测变量的补充,在控制产品质量等方面发挥着作用。本文重点研究了煤耗率软测量的建模以及在线修正。通过采集了某亚临界锅炉一年的运行数据对软测量的精度进行了预测,而且通过实际运行的数据,对煤耗率软测量模型进行了系数修正,提高了模型精度,使之能够在电力生产中应用。修正前,软测量所预测的值与实际值的相对误差最大值为 5.7%,而在线修正后相对误差最大值变为 2.2%。然而,在软测量建模的过程中,由于采用了因子分析减少变量数量,方便建模,导致一些影响煤耗率的变量未被考虑,这会在一定程度上,影响模型精度;若要建立考虑更多因素,更接近于实际情况的模型,需要新的数学方法和理论,因此,软测量技术还有较大的研究空间,软测量对于电厂运行随着电厂自动控制的普及,会有更大的研究空间。

#### 参考文献:

- [1] 俞金寿. 软测量技术及其应用[J]. 自动化仪表 2008, 29(1): 1-7.  
YU Jin-shou. Soft sensing technology and its application [J]. Process Automation Instrumentation 2008, 29(1): 1-7.
- [2] 韩璞, 乔弘, 王东风等. 火电厂热工技术软测量技术的发展和现状[J]. 仪器仪表学报 2007, 28(6): 1139-1146.  
HAN Pu, QIAO Hong, WANG Dong-feng, et al. Development and current status of thermal parameter soft-sensing technique in power plant [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(6): 1139-1146.
- [3] 李海永, 杨濮亦. 火电厂入炉煤低位热值实时测量的研究及其应用[J]. 电力建设 2013, 34(10): 60-64.  
LI Hai-yong, YANG Pu-yi. Research and application of real-time measurement for lower calorific value of burning coal in coal-fired power plants [J]. Electric Power Construction 2013, 34(10): 60-64.
- [4] 朱学峰. 软测量技术及其应用[J]. 华南理工大学学报(自然科学版) 2002, 30(11): 61-66.  
ZHU Xue-feng. Soft-sensing technique and its applications [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition) 2002, 30(11): 61-66.
- [5] 骆晨钟, 邵惠鹤. 软仪表技术及其工业应用[J]. 仪表技术与传感器, 1999(1): 32-34.  
LUO Chen-zhong, SHAO Hui-he. Soft sensor technique and its application in industry [J]. Instrument Technique and Sensor, 1999, 29(1): 32-34.
- [6] 刘瑞兰, 苏宏业, 褚健. 基于改进模糊神经网络的软测量建模方法[J]. 信息与控制 2003, 32(4): 367-370.  
LIU Rui-lan, SU Hong-ye, CHU Jian. A soft sensor modeling algorithm based on modified fuzzy neural network [J]. Information and Control 2003, 32(4): 367-370.
- [7] 李海青, 黄志尧. 软测量技术原理及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2000.  
LI Hai-qing, HUANG Zhi-yao. Principle and application of soft sensing technology [M]. Beijing: Chemical Industry Press 2000.
- [8] 常玉清, 王小刚, 王福利. 基于多神经网络模型的软测量方法及应用[J]. 东北大学学报 2006, 13(4): 519-522.  
CHANG Yu-qing, WANG Xiao-gang, WANG Fu-li. Multi-neural network method for soft sensing and its application [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2006, 13(4): 519-522.
- [9] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer Verlag, 1999.
- [10] SMOLA A J, CHOLKOPE B. A tutorial on support vector regression [J]. Statistics and Computing 2004, 14: 199-222.
- [11] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 基于最小二乘支持向量机的电站锅炉燃烧优化[J]. 中国电机工程学报 2010, 30(17): 91-96.  
GU Yan-ping, ZHAO Wen-jie, WU Zhan-song. Combustion optimization for utility boiler based on least square-support vector machine [J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(17): 91-97.
- [12] 张斌. 电站锅炉运行参数对供电煤耗率的影响[D]. 河北: 华北电力大学, 2009.  
ZHANG Bin. The effect net coal consumption rate of coal-fired boiler under different running parameters [D]. Hebei: North China Electric Power University 2009.
- [13] 苏洪亮. 350 MW W 型火焰锅炉多目标在线优化系统研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2014.  
SU Hong-liang. Research on online multi-objective combustion optimization system of 350mw w-flame boiler [D]. Hebei: North China Electric Power University 2014.
- [14] 孙瑜, 陈刚. 一种软测量模型在线校正方法及应用[J]. 测控技术 2009, 28(1): 80-83.  
SUN Yu, CHEN Gang. A new online correction method for soft sensor model and its application [J]. Measurement & Control Technology 2009, 28(1): 80-83.
- [15] 李慧, 段培永, 王桂荣等. 基于聚类的超闭球 CMAC 混煤燃烧污染物析出软测量模型[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(5): 1119-1125.  
LI Hui, DUAN Pei-yong, WANG Gui-rong, et al. Hyperball CMAC soft measuring model based on clustering for pollutant release from blended coal combusting [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument 2011, 32(5): 1119-1125.

(单丽华 编辑)

煤灰对铁基载氧体理化特性的影响 = **Effect of Coal Ash on the Physicochemical Property of Iron-based Oxygen Carrier** [刊, 汉] ZHANG Shuai (ShenhuaGuohua (Beijing) Electric Power Research Institute Co., Ltd., Beijing China, Post Code: 100025), XIAO Rui (Key Laboratory of Energy Thermal Conversion and Control of Ministry of Education, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2016 31(12). - 81 ~ 86

Abstract: The coal ashes derived from three typical Chinese coals (lignite, bitumen and anthracite) were prepared and used to investigate the interaction between coal ash and iron-based oxygen carrier in a thermogravimetric analyzer, and the effect of coal ash on the reactivity, recyclability and physical structure of iron-based oxygen carrier was evaluated. The results showed that all three coal ashes could enhance the fuel gas conversion in the reduction period, in which anthracite ash behaved the best with the highest fuel conversion achieved. Compared to the stable cyclic performance of iron-based oxygen carrier without coal ash presented, the recyclability of iron-based oxygen carrier showed different degrees of degradation after three coal ashes were added. The reason could be ascribed to the sintering on the surface of oxygen carrier particles, which was mainly caused by the ash deposition on the iron-based oxygen carrier. Of all the prepared coal ashes, anthracite ash was showed to have the minimal impact on the physical structure of iron-based oxygen carrier. **Key words:** chemical-looping combustion, Chinese coal, coal ash, iron-based oxygen carrier, interaction

基于最小二乘支持向量机的煤耗率软测量 = **Soft Sensing of Coal Consumption Rate based on Least Squares Support Vector Machine** [刊, 汉] DU Hai-ling (Shanxi University, Taiyuan, Shanxi, China, Post Code: 030000) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2016 31(12). - 87 - 91

To measure coal consumption rate accurately on the fly and improve the economy of boiler unit, this article used the method of least squares support vector machine (LSSVM) to build a soft measurement model for the coal consumption rate of a sub-critical boiler, and it was validated by the unit operation data of one year long. The comparison showed the maximum relative error of the soft measurement is 5.7% and it meets the industrial precision requirement. This paper also introduced a correction method for the on-line measurement. The results showed that with the on-line correction the maximum relative error becomes 2.2%, further improving the accuracy of soft measurement, and it can be applied in the process of electric power generation. **Key words:** soft sensing, least squares support vector machine, coal consumption rate, correction factor

水泥窑协同处置不同类型危险废物时二噁英排放特性研究 = **Emission Characteristics of PCDD/Fs from**