

基于数据融合的燃料量软测量及 煤质发热量在线校正

赵 征, 刘吉臻, 田 亮

(华北电力大学 控制科学与工程学院 电站设备状态监测与控制教育部重点实验室, 河北 保定 071003)

摘 要: 为了提高燃料量测量的准确性和可靠性, 提出了基于数据融合的燃料量软测量方法。主要通过和燃料量相关的测量值和对现场运行数据的统计分析, 建立了燃料量软测量模型。利用数据融合技术对多个传感器的数据进行了处理, 有效提高了软测量数据的准确性。通过仿真验证, 建立的燃料量软测量模型能够较好反映实际燃料量的变化, 提高了系统的安全性和可靠性。同时针对煤质时变的现状, 通过统计分析 56 种不同煤质的元素和工业分析结果, 发现了低位发热量与理论空气量的关系, 及煤质收到基水分和灰分与低位发热量之间的关系, 由此提出了两种低位发热量在线校正的方法, 以低位发热量的变化表征煤质的变化, 优化风煤配比, 为性能计算和燃烧优化提供了煤质变化的在线依据。

关 键 词: 软测量; 数据融合; 燃料量; 低位发热量

中图分类号: TK223 文献标识码: A

引 言

为了使锅炉保持最佳燃烧工况, 必须保证风煤配比合适, 同时直流锅炉合适的燃水比是保证各级过热汽温在规定范围内的重要手段, 所以燃料量的准确测量, 对于锅炉燃烧的稳定性、经济性、安全性都有重要影响。同时, 目前燃料供应渠道的不稳定性, 造成国内锅炉机组燃用煤质普遍存在多变的现象, 煤质工业分析又存在较大的制样误差和严重的分析时间滞后。如何在线表征煤质发热量的变化, 对于燃烧的稳定性

和燃烧优化控制同样具有重要的作用。软测量技术是利用一些较易在线测量的辅助变量(与被测变量密切联系), 通过在线分析, 去估计不可测或难测变量的方法^[1-4]。其核心内容是发现和建立辅助变量与主要变量之间的模型关系。基于统计分析的软测量模型, 主要依靠对现场收集到的试验和历史数据进行统计分析, 发现数据间的潜在的规律和关系, 建立预测模型。大唐盘山发电厂两台

600 MW 单元机组安装了 eDNA (e Distributed Network Architecture) 实时数据库, 提供了大量的数据以供分析挖掘。

结合现场 eDNA 中存储的运行数据, 采用统计分析的方法建立了多个实用的燃料量软测量模型。分布参数特性锅炉的本质特性, 为了提高数据的可靠性和准确性, 采用分布数据融合技术对建立的多个软传感器测量值进行了融合处理。同时针对煤质时变的现状, 通过统计分析 56 种不同煤质的元素和工业分析结果, 根据不同要求, 提出了燃料发热量在线校正的方法。

1 基于分布式数据融合的软测量

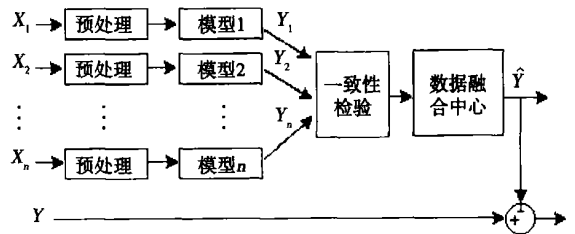


图 1 基于数据融合的软测量模型结构

软测量技术采用间接测量的思路, 利用易测过程变量(辅助变量或二次变量), 依据这些易测过程变量与难以直接测量的待测过程变量(主导变量)之间的数学关系(软测量模型), 通过各种数学计算和估计方法, 从而实现对待测过程变量的测量。软测量系统构造的核心是如何建立软测量模型。同时, 由于软仪表是根据过程测量数据经过数值计算从而实现软测量的, 其性能在很大程度上依赖于所获过程测量数据的准确性和有效性, 因此需要对多点测

收稿日期: 2006-04-18; 修订日期: 2006-07-31

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50576022)

作者简介: 赵 征(1978-)女, 河北保定人, 华北电力大学博士研究生

量数据进行数据融合前期预处理。图 1 为基于数据融合的软测量模型的结构图。图中, 首先将输入数据 X_1, X_2, \dots, X_n 进行预处理, 剔出疏误差数据; 采用统计建模的方法分别建立多个软测量模型; 不同软测量模型得到的预测数据 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 通过一致性检验和加权数据融合算法得到最终的软测量值 $Y^{[2]}$, 提高软测量的精度和可靠性; 根据实际值与预测值的差, 在线调整软测量模型。图 1 为基于数据融合的软测量模型结构。

2 燃料量软测量模型

盘山电厂, 每台单元机组都有 6 台给煤机和 6 台磨。其中给煤机为 EG-24 型, 皮带称重式给煤机。磨煤机为 ZGM-123 型中速辊式磨煤机。以 3 号单元机组给煤机 B 为例, 建立给煤量的软测量模型。

2.1 辅助变量的选择及软测量模型的建立

通过近一年的数据分析, 给煤机转速 V 、磨出口风压与一次风差压 P_d 和磨电流 I 与给煤量 Q_V 的相关系数分别为: 0.997 5、0.968 2 和 0.931 2。建立的 V, P_d, I 与 Q_V 的关系如图 2 所示。

$$Q_V = 1.08 V^{0.9802} \quad (\sigma = 0.4841) \quad (1)$$

$$Q_V = 16.9684 P_d^{0.6403} \quad (\sigma = 2.0430) \quad (2)$$

$$Q_V = 4.5820 I^{0.5823} \quad (\sigma = 4.0055) \quad (3)$$

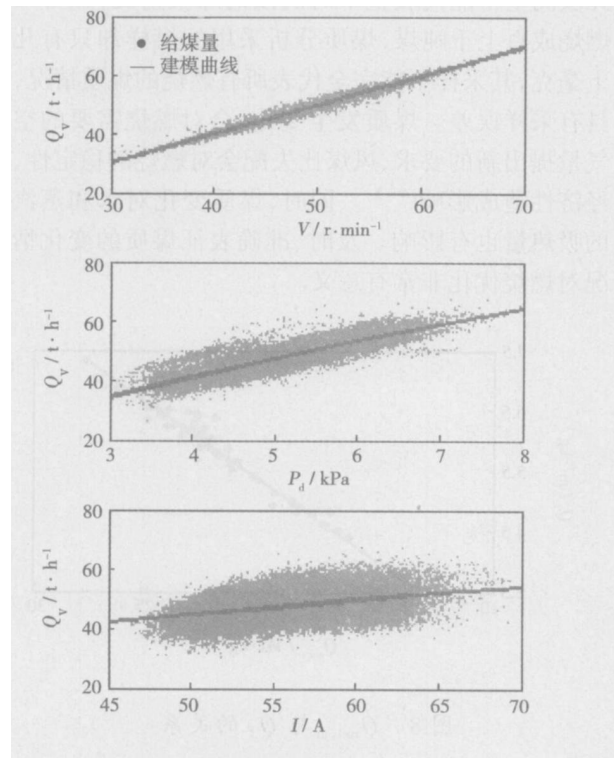


图 2 V, P_d, I 与 Q_V 的统计关系

由图 2 及统计结果可见, 磨的离散性比较大, 其是否适合做给煤量的二次变量, 我们做了进一步的分析。按月进行分析, 前 7 个月的数据分析结果如图 3 所示。由图 3 可见, 其中给煤机转速信号, 在 7 个月的关系最为稳定, 7 条统计曲线几乎重合在一起。磨出口风压与一次风差压的统计曲线也分布在一个较小的范围内。磨电流的 7 条统计曲线变化比较大, 由于数据繁多, 为了清楚地看清不同月份的变化情况, 将 1 月和 7 月的数据用不同符号来表示, 统计结果如图 4 所示。

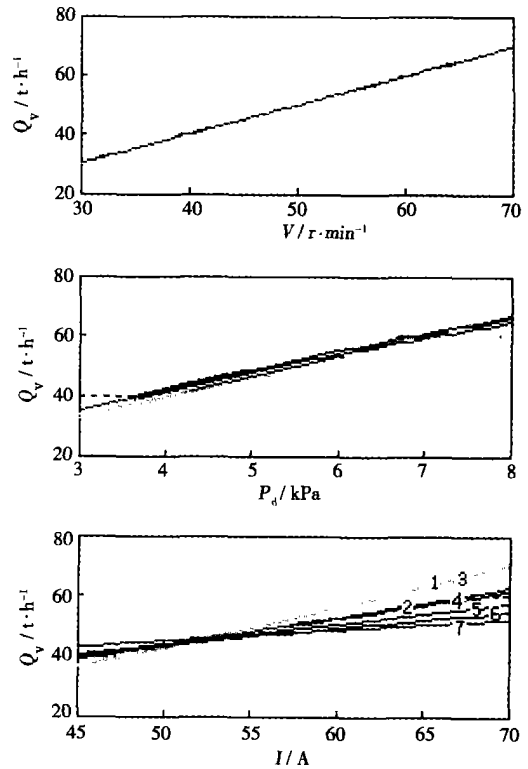


图 3 每个月 V, P_d, I 与 Q_V 的统计关系

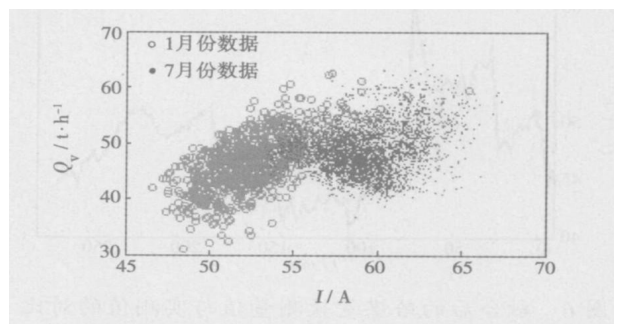


图 4 1 月与 7 月份 I 与 Q_V 的分布图

由图 4 可见, 随着时间的推移, 磨相同的煤量, 所消耗的电也越来越多, 且每个月份的数据离散性

也比较大,不同月份有明显的聚类分离性。统计规律说明给煤量与磨电流的变化趋势基本相同,但其变化量的大小没有严格的关系。该信号不宜作为给煤量软测量的辅助变量。

采用统计建模的方法,利用一个月的数据可以分别建立 V 、 P_d 与 Q_V 的统计模型。

2.2 模型的验证

用 2 月份的数据统计出给煤量的软测量模型,如式(4)和式(5)。

$$Q_{V1} = 1.0615V^{0.9844} (\sigma = 0.4245) \quad (4)$$

$$Q_{V2} = 14.6833P_d^{7.222} (\sigma = 1.5513) \quad (5)$$

利用上述软测量模型预测 3 月份的数据,图 5 为某天的软测量结果。图中线 1 为 Q_V , 线 2 为 Q_{V1} , 线 3 为 Q_{V2} 。由图可见,软测量值与实测值吻合的比较好,软测量值与实测值的均方差分别为 0.6226 和 0.8140。仿真结果显示,建立的煤量软测量模型的预测值比较准确,且方差在合理的范围内,证明建立的软测量传感器能够替代物理传感器。

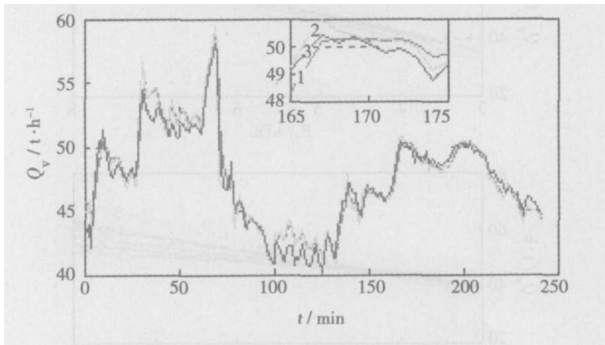


图 5 各软测量值与实测值的对比

2.3 数据融合仿真验证

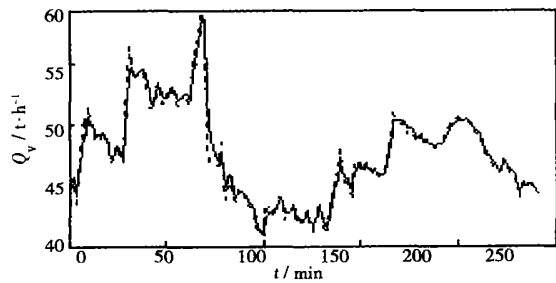


图 6 融合后的给煤量软测量值与实测值的对比

2 支不同精度的给煤量软测量模型 (Q_{V1} 和 Q_{V2}), 2 支传感器的方差分别为: $\sigma_1^2 = 0.4245^2$ 和 $\sigma_2^2 = 1.5513^2$ 。采用加权融合算法对图 5 中的数据进

行融合预测^[3],如图 6 所示。图中实线为 Q_V , 虚线为融合后的 Q_V , 两者的均方差 0.6003。

其它 5 台磨,也以相同的方法建立各自的软测量模型,每台磨的燃料量再经过数据融合处理,最终得到总的燃料量信号 Q_{VT} 。其结果如图 7 所示,其中实线为测量值,虚线为经过数据融合处理后的软测量值,由图可见,两者吻合的很好,且融合的信号略微超前。

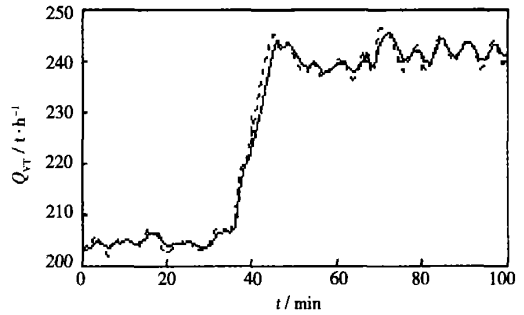


图 7 融合总给煤量预测值与实际值的对比

3 煤质发热量在线校正

国内电厂不具备在线实时测量煤质条件的条件,只是每天进行 3~4 次煤质工业分析,这仅有的几次测量不能代表整个时间段的煤质情况,且每天燃烧成百上千吨煤,煤质分析采用的煤样却只有几十毫克,其采样不能完全代表所有燃烧的煤质情况,具有采样误差。煤质发生变化,会对燃烧需要的空气量提出新的要求,风煤比失配会对燃烧的稳定性和经济性造成影响^[4~5]。同时,煤质变化对水和蒸汽的吸热量也有影响。及时、准确表征煤质的变化情况对燃烧优化非常有意义。

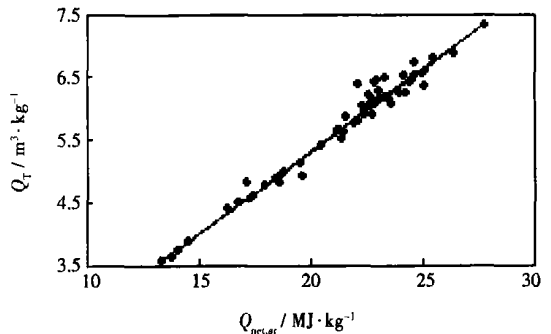


图 8 $Q_{net,ar}$ 与 Q_T 的关系

通过 56 种不同煤质的工业分析和元素分析结

果, 经过统计分析发现, 煤的低位发热量 $Q_{\text{net, ar}}$ 与理论空气量 Q_T 有关系, 如图 8 所示。图中的点是 56 种不同煤种的单位千克煤的理论空气量, 线为由最小二乘法得到的低位发热量与理论空气量的统计关系曲线。式(6)为两者的统计关系式。由图 8 和式(6)可见该关系明显, 均方差比较小, 能够代表两者的关系。

$$Q_T = 0.2617 Q_{\text{net, ar}} + 0.061 \quad (\sigma = 0.1471) \quad (6)$$

通过统计分析, 发现了 $Q_{\text{net, ar}}$ 与 Q_T 的关系, 由此可以用煤的低位发热量的变化来表征煤质的变化, 以此来确定煤质变化后的最佳风煤比。这样, 技术的关键就是煤的低位发热量的求取。

通过 56 种不同煤质的工业分析, 又发现煤的收到基水分和灰分与低位发热量存在式(7)的关系。图 9 中点为煤的低位发热量, 线为式(7)得到的三者的关系曲线:

$$Q_{\text{net, ar}} = -0.3777 (A_{\text{ar}} + M_{\text{ar}}) + 33.828 \quad (\sigma = 1.2335) \quad (7)$$

煤的收到基水分和灰分可以基本上表示煤的低位发热量的变化。式(5)也反映了煤的典型多变性不在于干燥无灰基的化学性质, 而在于它所含的水分、灰分这一规律^[6]。

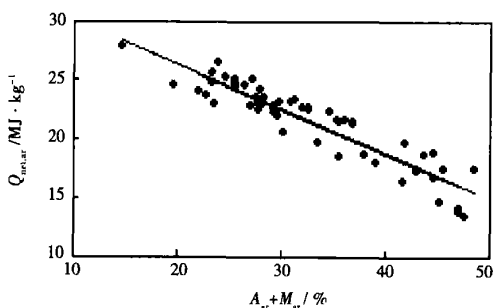


图 9 $A_{\text{ar}} + M_{\text{ar}}$ 与 $Q_{\text{net, ar}}$ 的关系

目前, 由于在线灰分、水分分析仪的出现, 使在线收到基低位发热量在线测量成为可能, 但由于其设备昂贵, 国内只在少数煤炭行业有应用。所以在条件具备的情况下, 可以用式(7)近似估计低位发热量的变化。在条件不具备的地方, 根据不同用途, 采用下面两种方法表示。

(1) 煤质发热量的静态校正法采用一种简单实用的低位发热量的修正方法, 即在稳定工况下, 可用下式来修正:

$$Q_{\text{net, ar}} = k \frac{N}{B_V} \quad (8)$$

式中: N —机组负荷。

稳定工况的判断: 对负荷、主蒸汽压力、主蒸汽温度、送风量、给煤量等参数进行稳态判定。将各需判定的主要参数归一化, 使用下列公式计算各参数的误差指标:

$$\frac{A_{\text{max}} - A_{\text{min}}}{A_e} < \hat{q}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

式中: A_{max} 、 A_{min} —一段时间内参数的最大值、最小值; A_e —额定值; \hat{q} —比值的允许值。

使用的判定参数进入稳定工况的条件是: 在一段时间(20 min)内的最大值、最小值之差与额定值的比值要小于某一个设定值 \hat{q} (例如 0.05); 否则, 参数向后递推 10 min, 并取新的数据, 构成 20 min 的数据, 再次进行参数进入稳态工况的判定。

(2) 热量信号(动态方法): 热量信号 D_q 提供了一种在稳态和动态工况下都适合的反映发热量变化的测量方法^[7]:

$$Q_{\text{net, ar}} = k \frac{Q_q}{B_V}$$

$$D_q = D_t + C_b \frac{dP_b}{dt}$$

式中: D_t —主蒸汽流量, 代表了进入汽机的能量, 即锅炉能量的输出; 汽包压力 P_b 的微分代表了锅炉蓄热量的变化; C_b —锅炉蓄热系数。

4 结 论

提出了基于数据融合的软测量建模方法, 并将其应用到燃料量的软测量上。结合盘山 eDNA 中的运行数据, 应用统计的建模方法建立燃料量软测量模型。同时, 把多传感器数据融合技术应用到数据处理上, 将两者有机的结合起来。经过仿真验证, 结果证明了两点:

(1) 建立的燃料量软测量模型的预测估计值比较准确;

(2) 融合后的方差比各个传感器的方差都小, 证明多传感器融合算法可以提高数据的准确性、可靠性。

将多传感器数据融合技术与软测量技术有机结合, 在一定程度上解决了软测量所需过程数据的处理问题, 提高了数据的准确性和可靠性。

同时, 针对目前煤质多变的实际情况, 通过统计分析 56 种不同煤质的元素和工业分析结果, 发现了低位发热量与理论空气量的关系, 及煤质收到基水

(下转第 60 页)

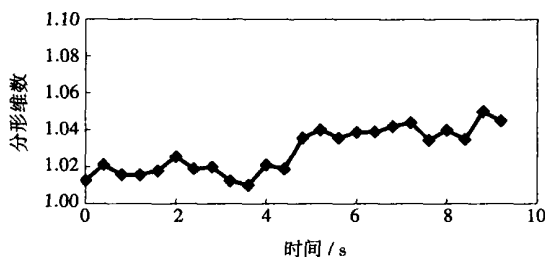


图 6 两喷嘴转换为四喷嘴阶段分形维数

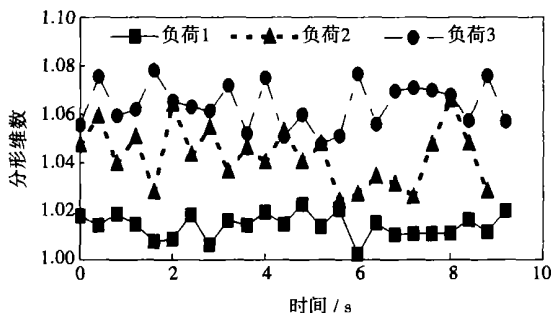


图 7 两喷嘴气化燃烧不同负荷下的分形维数

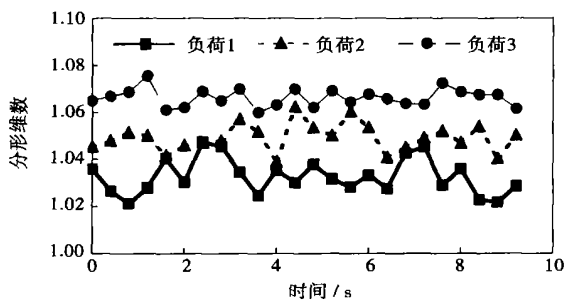


图 8 四喷嘴气化燃烧不同负荷下的分形维数

3 结 论

(上接第 45 页)

分和灰分与低位发热量之间的关系, 由此提出两种煤质发热量在线校正的方法, 以此优化风煤配比, 为燃烧优化提供了思路。

参考文献:

[1] 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.

[2] 陈坚红, 李 蔚, 盛德仁, 等. 一种火电机组在线性能计算中的数据融合方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(5): 152-156

[3] 凌林本, 陈超英. 多传感器数据融合时权的最优分配原则[J].

通过对撞击气化火焰边缘曲线的分析, 发现其具有分形特征。撞击火焰的边缘分形维数在点火阶段呈现逐渐降低的趋势; 从两喷嘴撞击向四喷嘴撞击过渡时, 由于撞击程度加剧, 火焰边缘曲线分形维数逐渐增大; 随着操作负荷的增大, 分形维数增大, 但两喷嘴和四喷嘴撞击火焰之间的分形维数相差逐渐减小, 这为定量判断撞击气化火焰燃烧状态提供了一种有效的方法。

参考文献:

[1] 吴 枫, 闫文艳, 阎承信. 关于开发 IGCC 煤气化装置的探讨[J]. 燃气轮机技术, 2005, 18(2): 13-17.

[2] 柴伟东, 韩万金, 林公舒. IGCC 整体煤气化联合循环[J]. 汽轮机技术, 2003, 45(4): 196-197.

[3] 杨宏, 杨 勇, 刘 勇, 等. 湍流预混火焰的时间和空间分形特性[J]. 工程热物理学报, 1998, 19(2): 261-264.

[4] WU JIANG, ZHANG MING CHUAN, FAN HAO JIE, et al. A study on fractal characteristics of aerodynamic field in low-NO_x coaxial swirling burner[J]. Chemical Engineering Sciences, 2004, 59: 1473-1479.

[5] 张师帅, 周怀春, 彭 敏, 等. 基于炉膛辐射信号的电站燃煤机组燃烧控制研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(11): 156-160.

[6] 姜 凡, 刘 石, 卢 钢, 等. 双色法火焰检测技术用于火焰温度场的实测试验[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(12): 133-137.

[7] 王家文, 曹 宇. Matlab 6.5 图形图像处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.

[8] 余成波. 数字图像处理及 MATLAB 实现[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2003.

[9] 傅德胜, 寿益禾. 图形图像处理学[M]. 南京: 东南大学出版社, 2001.

[10] 张济忠. 分形[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.

[11] 董 远, 胡光锐. 图像分形维数计算技术[J]. 计算机应用与软件, 2001, 18(1): 61-64.

[12] 冯志刚, 周宏伟. 图像的分形维数计算方法及其应用[J]. 江苏理工大学学报(自然科学版), 2001, 22(6): 92-95.

(何静芳 编辑)

基于支持向量机的锅炉过热系统建模研究 = **A Study of the Modeling of a Boiler Superheating System Based on a Supportive Vector Machine** [刊, 汉] / LIU Sheng, LI Yan-yan (College of Automation under the Harbin Engineering University, Harbin, China, Post Code: 150001) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(1). — 38 ~ 41

Due to such features as a strong non-linearity and time-variation etc. specific to a boiler superheating system, it is very difficult to establish a mathematical model for the latter by using a conventional method. Hence, the authors have proposed a method for modeling a boiler superheating system based on a supportive vector machine and process mechanism. By making use of the relevant training data produced by a mechanism model, one can use the proposed method to train a network of the supportive vector machine, enabling the network to very well approximate to the non-linear model of the superheating system and in the meantime to utilize irrelevant data samples to verify its generalized performance. It can be seen from the simulation results that the network of the supportive vector machine will converge after 3.18 seconds when it has been optimized by using an inner point method. The maximal error of the learning process will not exceed 0.035 °C. Consequently, the method can be used to effectively build a model for a system with a high simulation accuracy and is suited for modeling not only a superheating system but a whole boiler system. **Key words:** boiler, superheating system, supportive vector machine, mechanism model

基于数据融合的燃料量软测量及煤质发热量在线校正 = **Soft Measurement of Fuel Quantity Based on Data Fusion and On-line Calibration of Coal Heat Values** [刊, 汉] / ZHAO Zheng, LIU Ji-zhen, TIAN Liang (Education Ministry Key Laboratory on Power Plant Equipment Condition Monitoring and Control, North China University of Electric Power, Baoding, China, Post Code: 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(1). — 42 ~ 45, 60

To guarantee the accuracy and reliability of fuel quantity measurement, a method for soft measurement of fuel quantity is presented based on data fusion. A model for the soft measurement of fuel quantity has been established mainly through an analysis of the measured values relating to fuel quantity and a statistical analysis of on-site operation data. The data from several sensors were processed by using the data fusion technique, effectively enhancing the accuracy of the data from the soft measurement. The model for soft measurement of fuel quantity established through a simulation verification can reflect comparatively well the change in actual fuel quantity, improving the safety and reliability of the whole system. Meanwhile, taking into consideration the status quo of time-related variation of coal quality and through a statistical analysis of the elements and industrial analytic results of 56 kinds of coal, one can find out the relation between the low heat value and theoretical air quantity as well as the relation between the water and ash content in coals on an as received basis on the one hand and the fuel low heat value on the other. Two methods for an on-line calibration of fuel low heat values are thereby presented. With the change in the low heat value representing a change in coal quality, the coal-air ratio can be optimized, thus providing an on-line basis of coal quality changes for performance calculations and combustion optimization. **Key words:** soft measurement, data fusion, fuel quantity, low heat value

流化床床料与燃煤颗粒的形貌分析 = **Morphological Analysis of Fluidized Bed Materials and Raw Coal Particles** [刊, 汉] / LIU Bai-qian, SU Wei-qiang, HONG Hui, et al (College of Mechanical Engineering under the Beijing University of Science and Technology, Beijing, China, Post Code: 100083) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22(1). — 46 ~ 51

The morphology of raw coal and cold cinder particles sifted through a wide-mesh screen from a circulating fluidized bed boiler has been measured along with a study of the change in sphericity, Zingg exponent and fractal fraction. Correlated was the conversion relation between Wadell and Krumbein sphericity. The study shows that the cold cinder produced by the combustion of coal sifted through a wide-mesh screen has non-linear characteristics stronger than those of raw coal. If an equivalent volumetric diameter is employed, its correlation with Wadell and Krumbein sphericity has all been concentrated to a scattering point chart in a certain zone range. Morphological particle distribution in case of using flatness elongation and Zingg exponent to serve as indexes will exhibit a morphological appearance of a great majority of particles, in