

多尺度状态监测方法在灰污监测中的应用

刘继伟¹, 曾德良², 刘吉臻², 李 青²

(1. 天津理工大学中环信息学院 自动化工程系 天津 300380;

2. 华北电力大学 工业过程测控新技术与系统北京市重点实验室 北京 102206)

摘 要: 针对状态参数随时间流逝变化的复杂系统, 提出一种基于大数据、异步信息融合的多尺度状态监测方法, 构建对象状态参数反映设备运行状态。通过对某机组锅炉辐射受热面灰污程度检测的实例分析, 利用所提出的多尺度状态监测方法, 构建了污染度指数, 消除了煤破碎变化等噪声对状态监测结果的干扰, 有效反映了受热面积灰程度, 取得了良好的效果。

关 键 词: 大数据; 状态监测; 灰污检测; 辐射受热面

中图分类号: TK228; O242

文献标识码: A

引 言

随着现代工业生产向自动化、信息化、规模化发展, 设备安全性、可靠性要求亦随之提高, 设备状态的准确获取是安全运行的基础与前提, 状态监测的地位越来越重要。

电站运行数据中蕴含大量极有价值的信息, 得益于储存技术进步, 海量数据的保留为基于大数据的状态监测方法提供了新的契机^[1-2]。

本研究在前人研究的基础上, 提出了一种基于卡尔曼滤波的异步信息融合算法, 将基准模型的动态基准模型和稳态基准模型计算结果进行融合, 提高状态监测结果的准确性。此外, 针对大数据的海量性, 采用信息粒化的方法, 将大数据的串行处理转变为信息粒的并行处理以节省计算时间、提高算法效率。最后, 以锅炉辐射受热面灰污程度监测为例, 通过构建污染度指数反映灰污程度, 实现其状态监测。

由于电站锅炉受热面的灰污监测对电厂运行具有重要意义, 灰污染不仅降低锅炉效率, 严重时甚至导致机组停机^[3], 其中炉膛辐射受热面灰污程度的监测是难点。

采用本研究提出状态监测方法, 在建立受热面工质吸热基准模型的基础上, 将基准模型的预测吸热量与实际吸热量进行比较构成残差序列, 通过对残差序列的多尺度分析构建污染度指数, 实现辐射受热面灰污监测, 仿真表明算法具有良好的效果^[4-8]。

1 基于大数据的多尺度状态监测方法

1.1 状态监测的基准模型

基准模型是指利用对象运行数据或设计参数建立的, 可以反映设备输入输出关系的模型, 其目的在于构建对象各参数的对应准则。当系统状态改变时, 将可测信息与基准模型提供的参考信息进行比较构成残差序列, 对残差序列进行分析和处理达到状态监测的目的^[9]。

建模方法的选择取决于建模成本、模型准确度和模型复杂度这三者的平衡。现代化工业过程中部分对象的机理分析已经非常透彻, 如对流受热面的热力学分析等, 这些过程的机理模型已非常成熟, 此时利用现有研究成果是最佳选择; 对部分物理、化学变化非常复杂的过程, 如火电机组炉内燃烧过程等, 目前尚无简单有效且准确度高的机理模型, 此时可以选择基于数据的建模方法, 例如适于大样本的神经网络模型或者适于小样本的支持向量机、偏最小二乘支持向量机模型等; 对介于二者之间的过程, 可以选择混合建模方法, 以机理模型为基础, 对其中部分复杂过程采用数据拟合的方式建模。

1.2 基于大数据的异步信息融合

利用稳态工况基准模型、动态工况基准模型分别与稳态工况、动态工况进行比较, 获得二者的残

收稿日期: 2013 - 01 - 14; 修订日期: 2013 - 01 - 23

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(51036002); 国家科技支撑计划(2011BAA04B03)

作者简介: 刘继伟(1983 -), 男, 天津人, 天津理工大学讲师、博士。

差,即:

$$\begin{cases} \Delta_w = \{ \delta_{T_i} \mid \delta_{T_i} = Y_{T_i} - f_w(X_{T_i}), \\ T_i \in (t_{w_i}, t_{w_i+k}) \} \\ \Delta_d = \{ (\delta_{i_1}, \dots, \delta_{i_m}), \dots, (\delta_{j_1}, \dots, \delta_{j_n}) \mid \delta_{j_i} \\ = y_{j_i} - f_d(x_{j_i}), t \in (t_j, t_{j+k}) \} \end{cases} \quad (1)$$

式中: Δ_w 、 Δ_d —稳态残差和动态残差; $f_w(X)$ 、 $f_d(x)$ —稳态工况基准模型和动态工况基准模型; X_{T_i} 、 Y_{T_i} —在稳态工况持续时间 (t_{w_i}, t_{w_i+k}) 内测量值的均值; x_{j_i} 、 y_{j_i} —动态工况持续时间 (t_j, t_{j+k}) 内的测量值。

由式(1)可知,稳态残差和动态残差属于异步数据,提出一种基于卡尔曼滤波的大数据异步信息融合算法对其进行处理。

首先利用信息粒化的思想,将残差分为数个信息粒,每个信息粒由相邻两个或数个稳态残差及对应时间的动态残差组成,如式(2)和图1所示:

$$D_i = \{ (\delta_{T_i}, \delta_{i_1}, \dots, \delta_{i_j}, \delta_{T_{i+1}}) \mid T_i \in (t_{w_i}, t_{w_i+k}), t \in (t_j, t_{j+k}) \} \quad (2)$$

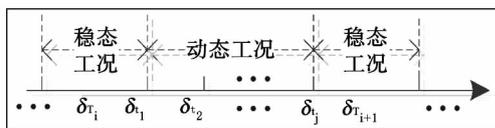


图 1 信息粒构成

Fig. 1 Composition of the information particulate

信息粒的大小需要依据对象的特性及样本的数量确定。信息粒过大则其非线性强烈,不利于信息融合过程中系统方程的计算;反之,信息粒过小则会增加算法的计算时间,降低算法的实时性。

通过信息粒化,以海量性为特征的大数据串行处理转化为对数个信息粒的并行处理,大大提高了计算效率,降低了计算时间。

对每个信息粒,利用卡尔曼滤波器将稳态残差和动态残差进行融合。动态残差与稳态残差可以看作两种不同的传感器对融合残差进行异步观测的结果,建立了系统方程:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (3)$$

$$z_k = x_k + v_k \quad (4)$$

式中: z_k —系统的融合残差; x_k —系统的动态残差; u_k —系统的采样时间; A 、 B —参数; w_k 、 v_k —过程激励噪声和观测噪声,并符合 $p(w) \sim N(0, Q)$,

$$p(v) \sim N(0, R)。$$

由于动态残差与稳态残差是对同一过程观测的结果,因此利用稳态残差的回归分析获得式(3)、(4)的参数 A 、 B ,得到信息粒的状态方程。此外,由于稳态残差噪声小,故令过程激励噪声的协方差矩阵为一较小常数,即 $p(w) \sim N(0, 10^{-5})$ 。

观测噪声通常处于高频段,其协方差可以由动态残差小波系数细节部分估算出来,即:

$$R = \text{cov}(W(s, \text{err}), W(s, \text{err})) \quad (5)$$

式中: $W(s, \text{err})$ —动态残差 err 第 s 尺度上小波的细节分量的重构。

卡尔曼滤波器可以表示为:

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (6)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (7)$$

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (8)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (9)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (10)$$

基于式(3)–(10)获得的融合残差既为稳态残差和动态残差的最优估计。若系统方程为非线性形式,则可使用扩展卡尔曼滤波器,算法流程与上述一致。

1.3 基于小波变换的多尺度状态监测

对于工业过程中常见的状态参数随时间流变变化的系统的状态监测,如磨损过程、辐射受热面灰污染程度的监测等,由于未建模因素及众多复杂噪声的影响,融合残差难以直接作为监测结果。

对于此类参数的状态监测,其噪声往往存在于高频分量中。小波变换具有多分辨率特性,可以在几乎不损失能量的前提下将信号分解成携带不同频带信息的简单分支,被广泛用于去噪和故障诊断等中^[10~13],取得了良好的效果。利用小波变换的多分辨率特性,可以将反映系统状态参数变化的信息从融合残差中提取出来。

小波分析是在傅里叶分析的基础上发展起来的,作为时频分析方法,小波分析有着许多本质性的进步,它提供了一种自适应的时域和频域同时局部化的分析方法,能够聚焦到信号时段和频段的任意细节。

对于一个能量有限函数 $f(t)$,满足 $f(t) \in L^2(R)$,则它的连续小波变换为:

$$W_f(a, b) \leq f(t) \quad (11)$$

$$\psi_{a,b}(t) \geq \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (12)$$

函数系 $\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi(\frac{t-b}{a})$ 中 $a > 0$ 为尺度

因子; $b \in R$ 为平移因子; $\psi(t)$ 为母小波。 $\psi_{a,b}(t)$ 由 $\psi(t)$ 经过尺度伸缩与时间平移生成, 为小波基函数。通过尺度因子 a 和平移因子 b 的变化, 小波窗沿时间轴移动, 在不同的尺度上对整个时间轴上的函数进行分析。

采用基于多分辨率分析的二进制离散小波变换 Mallat 算法, 利用正交小波基将信号分解为不同尺度的各个分量, 原始信号依次通过小波分解得到不同尺度下的低频分量系数 CA_j 和 高频分量系数 CD_j 。该分解过程如图 2 所示。

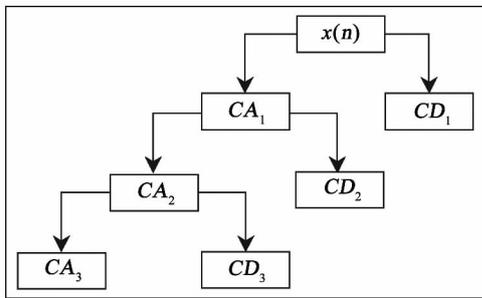


图 2 小波分解示意图
Fig. 2 Schematic diagram of the decomposition of a wavelet

每次分解后得到的低频分量 $A(k)$ 和 高频分量 $D(k)$ 所包含的频带范围为:

$$\begin{cases} D(k) : [2^{-(j+1)} f_s, 2^{-j} f_s] \\ A(k) : [0, 2^{-(j+1)} f_s] \end{cases} \quad (13)$$

利用小波变换的方法对融合残差进行多尺度分析将其分解到不同的频带上, 根据对象的特征提取最优分解尺度上的信息作为状态监测的结果。

1.4 多尺度状态监测的最优分解尺度

最优分解尺度的选择对状态监测结果有重要的影响, 分解尺度过低难以消除噪声, 反之则会损失大量有用信息, 还会出现假频, 严重影响状态监测的准确性。

香浓熵作为数据不确定性的度量, 其定义如下:

$$H(x) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (14)$$

其中, $p_i = P(X_i)$, $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 是论域 U 的一个划分。

香浓熵反映了数据的不确定性, 当数据提供的信息量越大则其不确定性也越大, 反之亦然。利用小波变换的方法对融合残差进行分析, 随着分解尺度的提高, 小波重构数据的不确定性越来越低, 即所含信息量会随着分解尺度的提高而逐渐减少。当尺度 i 的香浓熵满足式(15) ~ 式(17)时:

$$H(x) < \xi \quad (15)$$

$$dH(x_i) = H(x_{i-1}) - H(x_i) \quad (16)$$

$$d^2 H(x_i) = dH(x_{i-1}) - dH(x_i) < \xi_{d^2 H} \quad (17)$$

则称尺度 i 为融合残差的最优分解尺度。 ξ 与 $\xi_{d^2 H}$ 的取值应根据噪声及状态监测参数的频率范围确定。

2 锅炉辐射受热面灰污程度的状态监测

2.1 辐射受热面工质吸热基准模型

锅炉受热面灰污程度的状态监测对电厂经济和安全运行具有重要意义。对流、半对流受热面测点完备, 利用热平衡算法计算洁净度因子, 即可实现积灰状况的监测。而辐射受热面处于炉膛内部, 测点较少、环境恶劣和噪声众多, 其灰污监测一直是难点。利用所提出的状态监测方法, 可以构造锅炉辐射受热面污染度指数反映灰污程度。

以某电厂 1 000 MW 超超临界机组为例, 锅炉为直流、单炉膛、一次再热、切圆燃烧方式。

为获得式(1)所示的动态残差与稳态残差, 首先需要建立系统的动态工况基准模型与稳态工况基准模型。

动态工况基准模型需要反映辐射受热面无灰污染时, 各变量间的对应关系, 建立工质吸热动态工况基准模型:

$$Q = \frac{F(H_{slb,out} - H_{slb,in})}{B_{fuel}} \quad (18)$$

式中: $H_{slb,out}$ — 水冷壁出口工质焓值, kJ/kg; $H_{slb,in}$ — 水冷壁入口工质焓值, kJ/kg; F — 锅炉给水流量, t/h; B_{fuel} — 燃料量, t/h;

式(18)表明单位燃料量释放的热量引起的水冷壁工质焓升。相同工况下, 水冷壁无灰污染时, 受热面热阻较小, 工质可以吸收较多的热量, 当灰渣逐渐在管壁外层积累, 受热面热阻增加, 接收相同辐射能时, 工质只能吸收小部分能量, 其焓升会大大降低。因此, 利用工质在受到相同辐射传热时吸热量的多少可以反映受热面灰污染程度的高低。

对超超临界锅炉 辐射受热面为水冷壁 其出口为饱和蒸汽, 计算焓值时无需考虑湿度。利用式 (18) 计算机组典型工况下水冷壁工质的基准吸热量, 并对全工况进行拟合, 如表 1 所示。

表 1 部分工况辐射受热面吸热量

Tab. 1 Heat quantity absorbed by the radiant heating surface under a partial-load operating condition

	负荷/MW			
	300	500	700	1000
水冷壁吸热量/GJ·h ⁻¹	1569.8	2046.2	3144.7	3491.5
燃料量/t·h ⁻¹	124.2	202.8	289.6	333.2
给水流量/t·h ⁻¹	860	1389	1861	2575

系统的稳态工况基准模型与式(18)一致, 建立过程在此不再赘述。

2.2 基准吸热量的异步信息融合

利用现场取得的两次吹灰间的运行数据, 基于文献[14]提供的算法, 将其分为动态工况与稳态工况, 并根据式(18)建立的基准模型分别计算稳态残差与动态残差, 如图3所示。

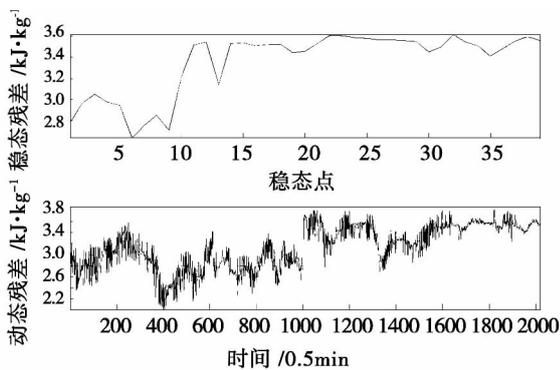


图 3 稳态残差与动态残差

Fig. 3 Steady and dynamic state residual error

本研究以相邻两个稳态残差以及对应时间的动态残差组成一个信息粒, 以其中一信息粒为例, 其动态残差与稳态残差如图4所示。

根据式(3) - 式(4), 建立信息粒的系统方程:

$$x_k = x_{k-1} + 0.0032 + w_{k-1} \quad (19)$$

$$z_k = x_k + v_k \quad (20)$$

其中:

$$p(w) \sim N(0, 10^{-5}) \quad (21)$$

$$p(v) \sim N(0, 0.9273) \quad (22)$$

此信息粒的稳态残差、动态残差和融合残差如

图4所示。

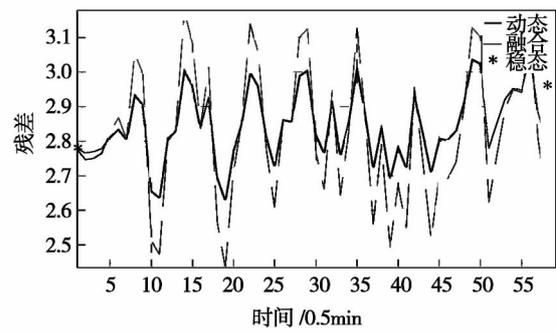


图 4 信息粒残差

Fig. 4 Residual error of the information particulate

将全部信息粒进行处理, 可以得到辐射受热面吸热量的融合残差, 如图5所示。

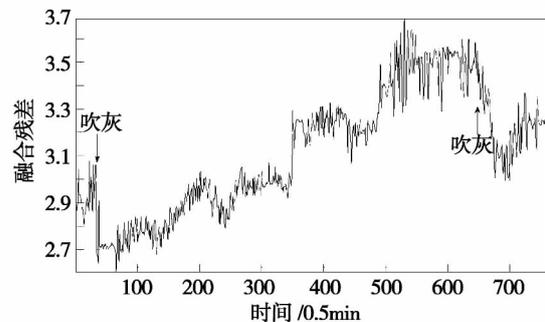


图 5 融合残差

Fig. 5 Fusion residual error

2.3 锅炉辐射受热面污染度指数

图5对两次吹灰间历史数据的分析表明, 融合残差的大小基本反映了辐射受热面积灰的严重程度。机组运行中受热面积灰逐渐增多, 融合残差随之上升, 而吹灰后由于受热面灰污染程度降低, 融合残差明显下降。

然而, 由于煤质变化等噪声和未建模因素的干扰, 融合残差中包含了诸多扰动。图6为依据参考文献[15]提供的算法计算的煤低位发热量, 其统计参数的均值为18974, 最大变化量为10.7139%, 平均变化率2.7510%。

从统计数据可以看出, 煤质尽管不断变化, 但平均变化率较低, 其波动大部分表现为一种中、高频的小范围抖动。

因此, 煤质对状态监测结果的影响可以作为一种中、高频干扰, 其余未建模噪声与煤质波动具有

类似的特性。通过基于小波变换的多尺度分析算法,采用 haar 小波基^[9],根据式(15)~式(17)计算 $H(x)$ 、 $dH(x)$ 及 $d^2H(x)$,如图 7 所示。

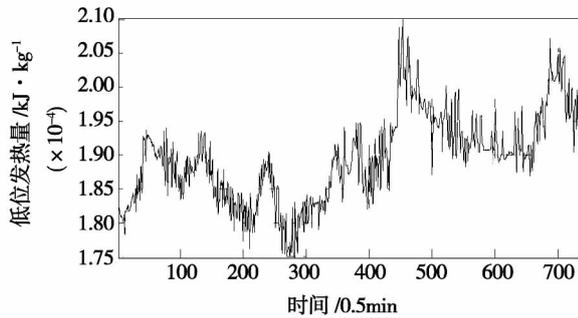


图 6 煤低位发热量

Fig. 6 Low heating value of the coal rank

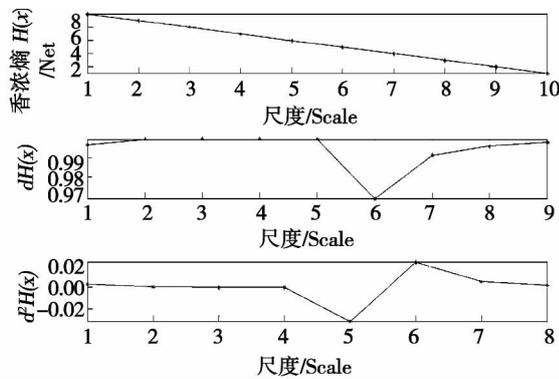


图 7 香浓熵趋势

Fig. 7 Tendency of the Shannon entropy

取 $\xi = 7$ 、 $\xi_{d^2H} = 3 \times 10^{-5}$ 提取尺度 4 的低频分量作为最优分解尺度,表征锅炉受热面污染度指数,反映灰污程度,如图 8 所示。

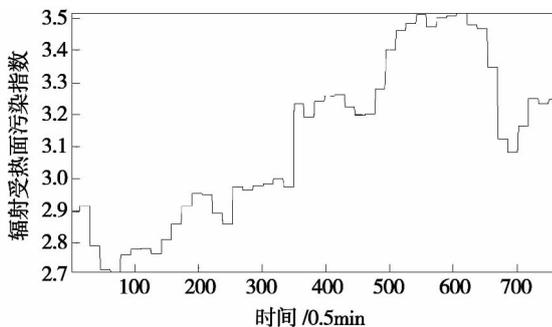


图 8 辐射受热面污染度指数

Fig. 8 Index showing the pollution degree on the radiant heating surface

图 8 表明,与图 5 的融合残差相比,辐射受热面

污染度指数可以更好地反映受热面的积灰程度,其在 175 及 255 min 处出现阶跃变化的原因在于,此时机组给煤量突然增加,大量煤粉的涌入造成积灰急速增加。

3 结论

生产过程信息化的深入使海量历史数据的储存和获得成为可能,在此背景下,提出一种基于大数据、异步信息融合和小波多尺度分析的状态监测方法,构造反映机组运行状态的信号以监视系统运行。

对某机组辐射受热面积灰程度状态监测的实例分析表明,该方法将双模型提供的参考信息进行融合,提高了建模精度;融合残差及其多尺度分析滤除了工况变化对状态监测结果的干扰;信息粒化提高了算法的实时性,降低了计算时间。

实例分析的结果表明,采用本研究提出的多尺度状态监测算法,能够有效实现一类状态参数随时间流逝缓慢变化的系统的状态监测问题。

参考文献:

[1] 刘继伟,曾德良,蒋欣军,等.基于小波变换的磨煤机磨辊磨损趋势分量提取[J].华北电力大学学报(自然科学版),2011(2):37-42
LIU Ji-wei, ZENG De-liang, JIANG Xin-jun, et al. The roller wear and tear tendency component extraction of a coal mill based on the wavelet transformation [J]. Journal of North China University of Electric Power (Natural Science Edition) 2011(2): 37-42.

[2] 曾德良,杨婷婷,程晓,等.数据挖掘方法在实时厂级负荷优化分配中的应用[J].中国电机工程学报,2010(11):109-114.
ZENG De-liang, YANG Ting-ting, CHENG Xiao, et al. Application of the data mining method in the real-time plant-level load optimization and distribution [J]. Proceedings of China Electric Machinery Engineering 2010(11): 109-114.

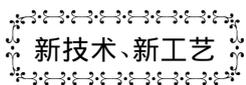
[3] 朱予东,阎维平,高正阳,等.600 MW 机组锅炉对流受热面污染状况实验与吹灰优化[J].动力工程,2005(2):196-200
ZHU Yu-dong, YAN Wei-ping, GAO Zheng-yang, et al. Pollution condition test of the convection heating surface of a 600 MW unit boiler and its soot-blowing optimization [J]. Power Engineering, 2005(2): 196-200.

[4] 杜庆军.电站锅炉吹灰优化系统的研究与应用[D].保定:华北电力大学,2009.
DU Qing-jun. Research and applications of the utility boiler soot-blowing optimization systems [D]. Baoding: North China University of Electric Power 2009.

[5] 乔宗良.锅炉灰污监测和吹灰优化系统的研究与开发[D].南

- 京:东南大学 2006.
- QIAO Zhong-liang. Research and development of the ash and foul monitoring and soot-blowing optimization systems for boilers [D]. Nanjing: Southeast University 2006.
- [6] 蓝晓村. 电站锅炉灰污监测与吹灰优化的应用研究 [D]. 保定:东南大学 2005.
- LAN Xiao-cun. Study of the applications of the ash and foul monitoring and soot-blowing optimization for utility boilers [D]. Baoding: Southeast University 2005.
- [7] 张春丽. 电站锅炉吹灰优化系统的研究与开发 [D]. 保定:华北电力大学 2007.
- ZHANG Chun-li. Research and development of soot-blowing optimization systems for utility boilers [D]. Baoding: North China University of Electric Power 2007.
- [8] 朱予东. 基于熵产分析及数值模拟的锅炉优化吹灰的研究 [D]. 保定:华北电力大学 2008.
- ZHU Yu-dong. Research of the soot-blowing optimization for boilers based on the entropy generation analysis and numerical simulation [D]. Baoding: North China University of Electric Power 2008.
- [9] 曾德良,刘继伟,刘吉臻,等. 小波多尺度分析方法在磨辊磨损检测中的应用 [J]. 中国电机工程学报, 2012, 23: 126 - 131 + 160.
- ZENG De-liang, LIU Ji-wei, LIU Ji-zhen, et al. Applications of the wavelet multi-sizes analytic methods in the wear and tear inspection of a roller [J]. Proceedings of China Electric Machinery Engineering 2012 23: 126 - 131 + 160.
- [10] 赵鹏,孙斌,刘天栋. 一种新型改进阈值函数的第二代小波降噪方法 [J]. 热能动力工程 2011 26(3): 284 - 370.
- ZHAO Peng, SUN Bin, LIU Tian-dong. Second-generation wavelet noise reduction method based on a new type improved threshold value function [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power 2011 26(3): 284 - 370.
- [11] 田颖,李淑英. 基于小波分析的柴-燃联合动力装置信号消噪 [J]. 热能动力工程 2007 22(3): 264 - 266.
- TIAN Ying, LI Shu-ying. Elimination of noise from signals for a CODOG plant based on a wavelet analysis [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power 2007 22(3): 264 - 266.
- [12] 周云龙,赵鹏,孙斌. 基于提升小波包的离心泵故障诊断方法 [J]. 热能动力工程 2011 26(6): 738 - 742.
- ZHOU Yun-long, ZHAO Peng, SUN Bin. Method for diagnosing the fault of a centrifugal pump based on a lifting wavelet package [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power 2011, 26(6): 738 - 742.
- [13] 梁钦锋,于广锁,牛苗任,等. 基于小波变换的气化燃烧状态诊断试验研究 [J]. 热能动力工程 2005 20(5): 506 - 508.
- LIANG Qing-feng, YU Guang-suo, NIU Miao-ren, et al. Experimental Investigation of the diagnosis of gasified combustion status of a wavelet-based transformation [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power 2005 20(5): 506 - 508.
- [14] 吕游,刘吉臻,赵文杰. 基于分段曲线拟合的稳态检测方法 [J]. 仪器仪表学报 2012(1): 194 - 200.
- LU You, LIU Ji-zhen, ZHAO Wen-jie. Steady-state detection method based on the sectional curve fitting [J]. Journal of Instruments 2012(1): 194 - 200.
- [15] 刘福国. 电站锅炉入炉煤水分实时监测的研究 [J]. 锅炉技术 2003 34(6): 12 - 14.
- LIU Fu-guo. Investigation of the real-time monitoring of coal and water entering into a utility boiler [J]. Boiler Technology 2003, 34(6): 12 - 14.

(辉 编辑)



新技术、新工艺

核电站汽轮机低压缸排汽管的气体研究

据《Теплоэнергетика》2012年3月刊报道,俄罗斯中央锅炉涡轮机研究所和动力机器公司的专家对核电站汽轮机低压缸排汽管的气动特性进行了深入的研究。

改进大功率汽轮机低压部分的一个迫切任务是优化排汽扩压段和排汽管。

在设计排汽管时,设计者依据具有均匀轴向进气并模拟进口气流扭转的模型排气管试验数据。目前,广泛并非常成功地应用了现代三维程序的计算模拟方法,并进行实物结构或其缩小模型的计算-试验研究。

联合计算-试验研究的一个决定性优点是,计算允许大大减少气动修正试验了阶段的工作量,并估算在设计马赫数下和在汽轮机末级后实际流动条件下排汽管的特性。因此,研究结果证实,新汽轮机组设计过程中,进行联合计算和试验研究对于选择排汽管最佳结构是很有前途的。

(吉桂明 摘译)

words: parameter optimization ,sintering ,dual pressure ,waste heat recovery

摇摆状态下窄通道流动沸腾换热特性研究 = **Study of the Boiling Heat Exchange Characteristics of a Flow in a Narrow Channel Under the Rolling Condition** [刊, 汉] XIAO You-jun (CSIC No. 702 Research Institute , Wuxi ,China ,Post Code: 214000) ,SUN Li-cheng ,GAO Pu-zhen (College of Nuclear Science and Technology ,Harbin Engineering University ,Harbin ,China ,Post Code: 150001) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2013 ,28(6) . - 585 ~ 589

The problems relating to two-phase flows under the rolling condition have attracted an increasing attention. The authors performed a study of the boiling heat transfer characteristics of a flow in a narrow channel under the rolling condition. The whole test loop was mounted on a platform capable of rotating around a fixed axis. The platform could perform a rolling movement at an angle of 15 degrees and in a period of 20 seconds. The test section was a rectangular flow passage visible at a side. A contrast of the boiling heat transfer characteristics of a flow under the rolling and still condition shows that in the range of the test conditions (minimum rolling period of 8 seconds ,maximum rolling angle of 15 degrees $6 \times 10^3 < Re < 2.4 \times 10^4$) ,the rolling leads to a periodic fluctuation by a small margin of the flow rate ,wall surface temperature and two-phase heat exchange coefficient with such a period being identical to the rolling one. The rolling process has little influence on the boiling heat exchange coefficient of the flow. In the meantime ,the authors have given out their evaluation of the commonly used boiling heat transfer calculation method for flows in both conventional and narrow channels and also provided the correction calculation method. **Key words:** rolling ,two-phase flow ,narrow channel ,rectangular channel ,boiling heat exchange

多尺度状态监测方法在灰污监测中的应用 = **Application of the Multi-dimension State Monitoring Method in the Monitoring of Ash and Fouls** [刊, 汉] LIU Ji-wei (Department of Automation Engineering ,Zhonghuan Information College ,Tianjin University of Science and Technology ,Tianjin ,China ,Post Code: 300380) ,ZENG De-liang ,LIU Ji-zhen ,LI Qing (Beijing City Key Laboratory on Industrial Process Measurement and Control Novel Technologies and Systems ,North China University of Electric Power ,Beijing ,China ,Post Code: 102206) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2013 ,28(6) . - 590 ~ 595

In the light of complex systems of which the state parameters was changing with time ,put forward was a multi-dimensional state monitoring method based on the big data and asynchronous information fusion with the state parameters of the object being established to reflect the operating state of the equipment items. Through a case analysis of the ash deposition and fouling degree of the heating surfaces of a utility boiler ,by employing the algorithm in question ,a dual model and data fusion were used to enhance the modeling precision and multi-dimensionally analyze the noise caused by a change in the quality of coal when it is filtered. On this basis ,the pollution degree index was established to effectively reflect the extent of the ash deposition on the heating surfaces. **Key words:** big data ,state monitoring ,ash and fowl inspection and measurement ,radiant heating surface

蒸汽过冷水下加热噪声声源试验及分析 = Experiment and Analysis of the Noise Sources Caused by Heating Supercooling Water Under the Water Surface by Steam [刊 ,汉] YUAN Li-fen ,YUAN Yi-chao ,YUAN Jian , et al(College of Energy Source and Power Engineering ,Shanghai University of Science and Technology ,Shanghai , China ,Post Code: 200093) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2013 28(6) . -596 ~599

Analyzed were the main noise sources when heating supercooling water under the water surface by steam. Through an experiment to heat water under the water surface by steam ,studied was the variation law governing the noise when heating water under the water surface by steam. The research and analytic results show that the noise caused by heating water under the water surface is mainly from the burst of the steam bubbles. The sound pressure level A of the noise is directly related to the supercooling degree of water and attains its maximum value when the supercooling degree is around 35 °C to 40 °C. The above-mentioned sound pressure level A will increase with an increase of the steam flow rate. At a given flow rate ,it will become smaller with an increasing growth of the hole opening area.

Key words: direct steam heating ,steam bubble ,noise ,supercooling degree ,nozzle head

进风宽度对增压锅炉气流特性影响的数值分析 = Numerical Analysis of the influence of the Air Inlet Width on the Flow Characteristics of the Swirling Burners in a Supercharged Boiler [刊 ,汉] ZHANG Liang ,LIU Ming-zhu (CSIC No. 703 Research Institute ,Harbin ,China ,Post Code: 150078) ZHANG Di (College of Mechanical Engineering ,Harbin Institute of Technology ,Harbin ,China ,Post Code: 150001) //Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. -2013 28(6) . -600 ~605