

# 基于支持向量回归的大容量机组主蒸汽流量建模

周建新, 王 雷, 吴海姬, 司风琪

(东南大学 能源与环境学院, 江苏 南京 210096)

**摘 要:** 分析了大容量机组主蒸汽流量的计算原理, 指出了常规的基于调节级后压力计算模型的弊端。介绍了支持向量回归计算模型及其参数选择, 并将该模型应用于某 300 MW 机组的主蒸汽流量建模计算, 同时与 RBF 神经网络模型进行对比。结果表明, 基于支持向量回归的计算模型不仅能够不同工况下对主蒸汽流量进行准确估算, 还能够适应机组通流部分状态发生改变时主蒸汽流量的计算, 并具有较好的泛化能力和稳定性, 适于在线计算, 能够满足机组经济性诊断实时计算的要求。

**关 键 词:** 主蒸汽流量; 支持向量机; 回归; 汽轮机; 软测量  
中图分类号: TM313 文献标识码: A

## 引 言

汽轮发电机组主蒸汽流量的测量通常采用流量喷嘴或孔板等节流装置, 这种方法容易造成节流损失, 特别是对于大容量机组, 损失更大, 将直接影响机组的出力。因此, 大容量汽轮机在系统设计时, 为了减小系统阻力, 通常不设主蒸汽流量节流装置, 而是利用汽轮机的有关参数计算出主蒸汽流量, 较常见的是利用调节级后压力等测量参数并结合主蒸汽温度进行修正的计算模型<sup>[1~3]</sup>。电厂实际运行中, 采用以上计算模型得到的主蒸汽流量显示值与实际值之间存在较大误差。而作为机组热力计算的基准流量, 主蒸汽流量不准将导致对机组经济性评价造成较大的偏差<sup>[2~3]</sup>。根据文献<sup>[1~3]</sup>得知, 此计算模型产生较大偏差的主要原因是由机组通流部分结垢、负荷变动等造成的。另外在机组变工况过程中, 调节级后压力与流量的关系呈非线性<sup>[4]</sup>, 这些都使得据此计算模型得到的主蒸汽流量准确性不高。因此, 需要建立一种准确快捷的主蒸汽流量的软测量计算模型, 这对提高热力系统经济性在线计算的可靠性和稳定性, 具有重要的意义。

目前基于神经网络的软测量计算建模是研究较多的一种方法, 此技术在电站锅炉的烟气含氧量、飞

灰含碳量的测量上已有应用<sup>[5~6]</sup>。但神经网络还存在着诸多缺陷, 如建模所需的样本数量较多、训练时间较长和不适于在线学习等。

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。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<sup>[7]</sup>。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<sup>[8]</sup>。本文在对主蒸汽流量计算模型分析的基础上, 利用某 300 MW 机组的历史数据, 建立了基于支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)的主蒸汽流量计算模型, 并对模型进行训练和校验。结果表明, 该模型不仅能够不同工况下对主蒸汽流量进行准确估算, 还能够适应机组通流部分状态发生改变时主蒸汽流量的计算, 并且具有良好的泛化能力, 能够满足机组经济性诊断的要求。

## 1 主蒸汽流量常规计算模型分析

目前, 汽轮发电机组现场显示的主蒸汽流量, 其计算模型较多是依据下式求得的<sup>[2~4]</sup>:

$$G_1 = P_1 * k_1 * k_2 \quad (1)$$

式中:  $G_1$ —计算主蒸汽流量, t/h;  $P_1$ —调节级后压力, MPa;  $k_1$ —与额定工况有关的机组设计时的比例系数;  $k_2$ —温度修正系数。

式(1)推算的依据是反映汽轮机通流部分工作特性的弗留格尔公式<sup>[9]</sup>:

$$\frac{G_X}{G_0} = \frac{\sqrt{T_{10}}}{\sqrt{T_{1X}}} \sqrt{\frac{P_{1X}^2 - P_{2X}^2}{P_{10}^2 - P_{20}^2}} \quad (2)$$

式中:  $G$ —主汽流量, t/h;  $T$ —级组前(后)温度(绝对温度), K;  $P$ —级组前(后)压力(绝对), MPa。下标: 0—额定值;  $X$ —实际值; 1、2—级组前、后参数。

当汽轮机某一级汽流速度达到临界值, 或是所

取的级组较多且含凝汽式机组的末级时, 由于排汽压力值与级组进汽压力值相比小得多,  $P_2^2$  与  $P_1^2$  相比可忽略不计, 式(2)可变为:

$$\frac{G_X}{G_0} = \frac{P_{1X}}{P_{10}} \sqrt{\frac{T_{10}}{T_{1X}}} \quad (3)$$

式(3)变形得:

$$G_X = P_{1X} \frac{G_0}{P_{10}} \sqrt{\frac{T_{10}}{T_{1X}}} \quad (4)$$

式(1)即为式(4)的简化变形。

根据弗留格尔公式的适用条件, 应该满足级组间通流面积不变这个重要前提条件<sup>[9]</sup>。由于主蒸汽流量与相关参数之间具有较强的非线性和耦合性, 所以建立精确的计算模型比较困难, 而必须利用机组性能考核试验、循环效率试验对模型中的系数  $k_1, k_2$  进行及时修正的<sup>[3]</sup>, 以确保式(1)计算结果的准确性, 这给现场实际操作带来了不便。一种可行的方案就是利用回归分析建立主蒸汽流量的计算模型, 而本文提出的 SVR 模型, 可以实现主蒸汽流量的实时在线计算。

## 2 支持向量回归简介

支持向量机是根据统计学习理论提出的学习方法, 其最大特点是针对结构风险最小化原则提出的, 改变了传统的经验风险最小化原则, 因此具有很好的泛化能力。该算法最初用于分类(Classification)问题, 后来又不断扩展到其它领域, 在回归(Regression)建模方面也有较好地应用<sup>[10]</sup>。

SVR 可以表述为: 给定训练集,  $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \in (X \times Y)^n$ , 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  $\epsilon$  不敏感损失函数:

$$L(y, f(x, \alpha)) = \begin{cases} |y - f(x, \alpha)| \epsilon & |y - f(x, \alpha)| \leq \epsilon \\ 0 & |y - f(x, \alpha)| - \epsilon \text{ 其它} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $y$ —真实值;  $f(x, \alpha)$ —预测值。

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:

$$\min_{w, b, \xi, \xi^*} R(w, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k (\xi_i + \xi_i^*) \quad (6)$$

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

式(6)中右边第一项是描述回归函数  $f(x, \alpha_0)$  复杂度的项, 称为结构风险, 回归函数越平坦, 泛化能力越好, 为了控制回归函数的复杂度, 应使  $\|w\|^2$  尽量小; 第二项为训练样本产生的经验风险, 规则化常数  $C (C > 0)$  是用来对超出误差  $\epsilon$  的样本的惩罚程度进行控制的, 也称惩罚系数, 作用是在经验风险和结构风险(模型复杂度)之间取一折中,  $C$  越大则对训练数据的拟合程度越高, 但泛化能力越差;  $\xi_i, \xi_i^* \geq 0$  为引入的松弛因子, 是为了使式(6)的解存在<sup>[11]</sup>。

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(7)求其最大点, 其中内积运算  $x_i \circ x$  替换为核函数  $K(x_i, x)$ 。

$$\max_{\alpha, \alpha^*} Q(\alpha, \alpha^*) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) - \epsilon \sum_{i=1}^k (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^k y_k (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (7)$$

$$s. t. \begin{cases} \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \end{cases}$$

由此可求得拉格朗日乘子  $\alpha_i, \alpha_i^*$ , 进而解得线性回归函数:

$$f(x) = \langle w \circ \Phi(x) \rangle + b = \sum_{i=1}^k (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (8)$$

其中  $K(x_i, x) = \Phi(x_i) \circ \Phi(x)$  称为核函数, 实现将非线性的自变向量转换到高维特征空间, 最后在高维特征空间内进行线性函数拟合, 以实现原问题的非线性回归估计。常用的核函数有: 径向基函数、多项式函数、感知器函数和线性函数等。

## 3 基于 SVR 的主蒸汽流量建模

### 3.1 模型输入变量选择

在构建主蒸汽流量计算模型时, 根据研究对象的结构模型以及文献[1]的相关分析, 并通过比较主蒸汽流量与相关热力参数之间的关联强度来进一步简化参数。最终选取机组负荷、主蒸汽温度(机侧)、主蒸汽压力(机侧)、调节级后压力、一段抽汽温度、一段抽汽压力、高压缸排汽温度和高压缸排汽压力等 8 个参数作为输入, 输出则为主蒸汽流量, 输入值和输出值都进行标准化处理, 将其值控制在 0~1 之间。

### 3.2 数据样本的获取

为了完成对支持向量回归模型的训练和测试, 并保证数据能够准确地反映现场实际, 选取了某 300 MW 机组稳定正常运行时段 100% 到 50% 负荷

的实测数据作为数据样本, 共 103 组。为了充分检验回归模型的训练效果, 在各负荷段内任选一组共 15 组数据作为测试样本, 剩余 88 组作为训练样本, 由于篇幅所限仅列出测试样本, 如表 1 所示。

表 1 测试样本

工况	负荷/MW	调节级后压力/MPa	主汽压力 / MPa	主汽温度 / °C	一抽压力 / MPa	一抽温度 / °C	高排压力 / MPa	高排温度 / °C	主汽流量 / t·h <sup>-1</sup>
1	164.5	6.822	11.285	536.7	3.604	401.4	2.252	345.5	528
2	175.3	7.117	10.570	541.6	3.748	399.64	2.328	344	550.3
3	187.1	7.764	10.264	538.1	4.031	395.94	2.477	341.8	598.8
4	195.22	8.122	10.138	537.7	4.216	399.64	2.591	344.7	627.2
5	206.6	8.546	10.397	538	4.436	406.2	2.730	348.7	661.1
6	215.8	8.914	10.614	537.2	4.632	409.3	2.848	350.3	689.9
7	225.8	9.265	11.006	534.5	4.826	408.7	2.976	349.6	720.7
8	234.8	9.661	11.339	538.3	4.997	409.6	3.077	350.9	749.7
9	247.5	10.071	12.407	538.8	5.235	404.7	3.269	351.1	784.3
10	255.3	10.478	12.475	539.1	5.438	407.5	3.391	353.2	814.8
11	265.3	10.912	13.167	545.4	5.629	411.3	3.505	356.4	846.2
12	275.1	11.207	15.248	540.1	5.789	398.3	3.604	341.3	882.1
13	288.2	12.033	14.551	540.6	6.126	405.1	3.767	349	942.3
14	297.2	12.358	14.680	541.8	6.287	407.8	3.889	351	968.5
15	300.5	12.491	14.960	541.3	6.341	407.3	3.926	350.6	980.4

### 3.3 核函数及模型参数的选取与分析

在支持向量机中, 核函数的引进实现了将输入数据转换到高维特征空间, 把非线性问题转化为线性问题, 它的选择可以精确确定高维空间的结构, 并以此来控制解的复杂性, 因此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。本文采用择优比较选择的方法来确定核函数<sup>[12-13]</sup>, 最终选用径向基函数  $K(x_i, x) = \exp\{-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2\}$  作为 SVR 模型的核函数。

选定核函数后, 需要确定的模型参数有惩罚系数  $C$ 、不敏感系数  $\epsilon$  以及核函数的待定参数——宽度系数  $\sigma$ 。

由式(6)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。在实际模型调整中, 训练误差一般都会随着  $C$  的增大而单调下降,

当  $C$  增至一定值后, 训练误差趋于稳定。而预测误差与惩罚系数之间没有直接的联系<sup>[14]</sup>。因此综上所述, 在能够解决具体问题的情况下, 应该尽可能地减小  $C$  值。

不敏感系数  $\epsilon$  的值反映了模型对数据中噪声幅度的容许界限, 反映了支持向量机对数据噪声水平的预测和对数据点的逼近程度。SVM 的性能对  $\epsilon$  的值并不敏感, 只是参与回归的支持向量的数目是随着不敏感系数  $\epsilon$  的增大而减小的<sup>[15]</sup>, 则模型的复杂程度也随之降低, 但模型的学习和推广能力也在不断下降。因此合适的  $\epsilon$  取值能够在模型复杂度和学习推广能力之间取得一折中点, 在满足所解决问题精度允许的范围内, 可以通过不断的调整得到合适的值。

核参数宽度系数  $\sigma$  对 SVM 的泛化性能起着关键作用,  $\sigma$  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,  $\sigma$  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<sup>[15]</sup>。

因此, 在用 SVR 算法进行实际训练计算时, 选择合适的结构参数非常重要, 针对本文研究对象, 将

在以下实例应用中具体选择合适的模型参数。

### 3.4 实例计算及分析

在以上分析基础上, 利用支持向量回归对某 300 MW 机组建立主蒸汽流量的计算模型。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  $\sigma$  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  $\sigma$ , 如果结果均不理想, 则重新考虑  $C$  和  $\sigma$  的范围与步长。

图 1 示出了经 SVR 训练后主蒸汽流量回归值与实测值的比较曲线, 表 2 为测试样本回归值的相对误差, 模型输出值与现场实际计算值之间的相对误差最大仅为 0.668%, 可见该回归模型的精度能够满足工程的实际要求, 能够在不同工况下对主蒸汽流量进行准确估算。

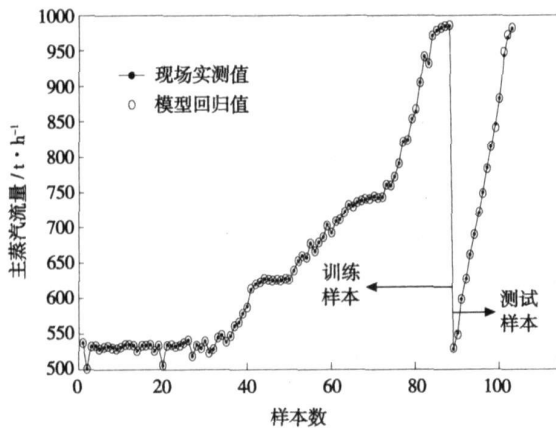


图 1 实测值与 SVR 回归值的比较

表 2 回归值的相对误差

工况	负荷 /MW	实测值 /t·h <sup>-1</sup>	回归值 /t·h <sup>-1</sup>	相对误差 /%
1	164.5	528.0	529.4	0.265
2	175.3	550.3	548.6	-0.313
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
10	255.3	814.8	814.4	-0.047
11	265.3	846.2	840.5	-0.668
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
14	297.2	968.5	971.2	0.275
15	300.5	980.4	981.6	0.123

### 3.5 模型稳定性分析

主蒸汽流量作为机组运行热效率监测、计算的基准流量, 模型输出的准确性和稳定性将对机组运

行经济性评价造成较大的影响。尤其是当机组由于通流部分结垢, 调节级后压力发生偏差时, 从式(1)可以看出调节级后压力的测量偏差, 对主蒸汽流量的影响是成正比关系。

为了模拟机组通流部分发生结垢或腐蚀的情况, 在调节级后压力上分别附加了 5% 和 10% 的偏差量, 方法参见文献[16]。调节级后压力变化后, 相关参数也会随着发生变化, 利用机组变工况计算, 将输入参数一抽压力、高压缸排汽压力也附加相应的偏差。图 2 为偏差 5% 时模型输出的相对误差曲线 (篇幅所限, 偏差 10% 未列出), 从中可以看出, 在添加了偏差量后, 除了少数点外, 模型输出的相对误差基本在 ±0.5% 以内, 远小于式(1)计算产生的 5% 的相对误差<sup>[1]</sup>。由此可见, SVR 计算模型受输入参数波动的影响很弱, 其输出具有较高的稳定性, 能够适应机组通流部分状态发生改变时主蒸汽流量的在线连续计算。

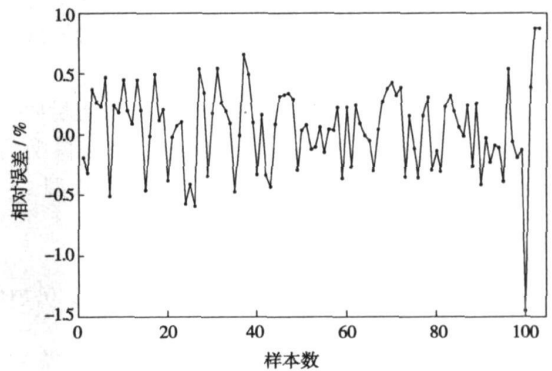


图 2 调节级后压力偏差 5% 时回归值的相对误差

### 3.6 RBF 神经网络与 SVR 的比较分析

基于神经网络的回归建模是目前研究最多、发展最快的, 为了进行对比, 本节利用 RBF 神经网络建立了主蒸汽流量回归模型, 所选参数通过寻优确定。将训练样本和测试样本的均方差 (MSE) 作为二者比较的标准, 结果如表 3 所示。

表 3 RBF 神经网络与 SVR 的比较

训练样本数	测试样本数	RBF		SVR	
		训练均方差	测试均方差	训练均方差	测试均方差
50	50	8.379 6E-12	0.058 311	0.000 783	0.002 042
34	33	1.255 2E-12	0.117 328	0.000 977	0.001 924
25	25	4.167 2E-14	0.022 436	0.000 210	0.005 852
20	20	1.13E-14	0.023 945	0.000 372	0.002 380

由表 3 可知,在训练样本数相同时,虽然 RBF 神经网络模型的训练均方差远小于 SVR 模型的训练均方差,但是对于测试精度,SVR 模型明显要高于 RBF 神经网络模型。同时,当训练样本数发生变化时,可以明显地观察到 SVR 模型的测试均方差比较稳定,波动很小,因此该模型具有较强的泛化能力。

#### 4 结 论

(1) 分析了大容量机组主蒸汽流量的计算原理,总结了与机组主蒸汽流量计算相关的主要参数以及适用条件,指出了常规的利用调节级后压力等测量参数并结合主蒸汽温度进行修正的计算模型的弊端。

(2) 将支持向量回归模型应用于大容量机组主蒸汽流量建模计算,经过训练和检验,结果表明:该模型不仅能够不同工况下对主蒸汽流量进行准确估算,还能够适应机组通流部分状态发生改变时主蒸汽流量的计算,并具有较好的泛化能力,能够满足机组经济性诊断实时计算的要求。

(3) 利用 RBF 神经网络建立了主蒸汽流量回归模型,与 SVR 计算结果进行比较表明:SVR 模型的预测精度和泛化能力均强于 RBF 神经网络模型。

#### 参考文献:

[1] 冯伟忠. 大机组主蒸汽流量测量刍议[J]. 华东电力, 2000 (12): 14-17  
 [2] 何军民, 李明. 湘潭电厂 300 MW 机组主蒸汽流量计算模型

的修改[J]. 湖南电力, 2005, 25(5): 17-19.  
 [3] 孙永平, 朱梅芳, 王敏. 北仑电厂 2 号机组 DAS 系统主蒸汽流量计算模型的修改[J]. 浙江电力, 2000(3): 14-16  
 [4] 毕政益, 黄新. 引进型 300 MW 机组的主蒸汽流量计算模型[J]. 华东电力, 1998(9): 21-22  
 [5] 卢勇, 徐向东. 烟气含氧量软测量新方法研究[J]. 热能动力工程, 2002, 17(6): 614-617.  
 [6] 周昊, 朱洪波, 曾庭华, 等. 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  
 [7] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer, 1995.  
 [8] GUNN S R Support vector machines for classification and regression [R]. U K; University of Southampton, 1998.  
 [9] 翦天聪. 汽轮机原理[M]. 北京: 中国电力出版社, 1992  
 [10] SMOLA A J, SCHÖIKOPF B. A tutorial on support vector regression [R]. U K; Royal Holloway College, University of London, 1998  
 [11] 杨金芳, 翟永杰, 王东风, 等. 基于支持向量回归的时间序列预测[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(17): 110-114  
 [12] 罗颖锋, 曾进. 基于支持向量机的燃气轮机故障诊断[J]. 热能动力工程, 2004, 19(4): 354-357.  
 [13] 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.  
 [14] 马勇, 黄德先, 金以慧. 基于支持向量机的软测量建模方法[J]. 信息与控制, 2004, 33(4): 417-421.  
 [15] 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.  
 [16] HEO GYUNYOUNG, CHOI SEONG SOO, CHAN GSOON HEUNG. Thermal power estimation by fouling phenomena compensation using wavelet and principal component analysis[J]. Nuclear Engineering and Design, 2000(2): 31-40.

(编辑 伟)

### 试验研究

## 低压汽轮机排汽管的试验研究

《ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power》2007 年 4 月号报道了使用粒子图象测速仪速度场测量方法对低压汽轮机排汽管模型内三维流动结构所进行的研究。

在具有模拟的总压分布和轴向速度分布的设计运行条件下,在几个选择的平面内(如排汽管进、出口平面)使用粒子图象测速仪完成了测量。

平均流场揭示了复杂的旋涡流动结构和主要的能量损失源。在排汽管内观察到具有不同规模的旋涡:导流叶片顶部后面强烈的分离旋涡、排汽管顶部处的纵向旋涡大尺度的通道旋涡和邻近前端壁区域内的端壁旋涡。

分离旋涡和通道旋涡耗费了大量的动能并降低了压力恢复的能力。

结果指出,设计蒸汽导流叶片和轴承锥,以便控制排汽管内的旋涡流动结构。

(吉桂明 供稿)

我国煤燃烧研究发展现状与趋势—**Status Quo of the Study on the Development of Coal Combustion in China and its Development Trend**[刊, 汉] / SUI Jian-cai, DU Yun-gui (College of Resources and Environment, Chongqing University, Chongqing, China, Post Code: 400044), 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) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(2). — 111 ~ 116

First, the authors have made an in-depth analysis of the status quo of the study on coal combustion both at home and abroad and its development trend. It is noted that the two major problems, namely, a low efficiency and heavy pollution during coal combustion, are the key factors limiting the sustainable economic and social development of China with the near-term research direction and main tasks of China in this field being pinpointed. Moreover, the authors also hold that to actively conduct a wide spectrum of research covering a variety of topics is of the utmost strategic significance for China. They include: the development of clean combustion of coal, environment-friendly multiple cogeneration-based resource utilization, coal combustion near-zero emission technology, the generation, migration and control of pollutants during energy source utilization, the efficient and clean utilization of new and low-grade energy sources, as well as research concerning monitoring, diagnosis and control of thermal-energy transformation systems, etc. **Key words:** coal combustion, pollution, development trend

蒸汽轮机末级静叶沟槽除湿方法的数值模拟—**A Numerical Simulation of the Moisture-removal Method for the Last-stage Stationary-blade Groove of Steam Turbines**[刊, 汉] / XU Liang, YAN Pei-gang, HUANG Hong-yan, et al (College of Energy Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, China, Post Code: 150001) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(2). — 117 ~ 121

With “rear-upward” moisture-removal grooves being provided on the middle-rear portion of stationary-blade cascade-pressure surfaces in the last stage of a steam turbine and through a full three-dimensional numerical simulation of two-phase flows, explored and investigated was the moisture-removal mechanism of the grooves in question. The numerical calculation results show that the moisture-removal grooves thus designed can create a negative pressure gradient inside the grooves along the blade height. It is precisely such a pressure distribution that enables the liquid in the grooves to secure an ability to move upward and facilitate an accumulation of the liquid water at the end wall of the blades, thereby discharging it from the cascade flow passages. The calculation results also show that the moisture-removal grooves exercise almost no influence on the distribution of aerodynamic parameters (pressure and dryness, etc.) along the steam flow passages. **Key words:** moisture-removal groove, stationary blade, wet steam, two-phase flow

基于支持向量回归的大容量机组主蒸汽流量建模—**A Modeling of the Main Steam Flow Rate of a High-power Steam Turbine Based on a Support Vector Regression**[刊, 汉] / ZHOU Jian-xin, WANG Lei, WU Hai-ji, et al (College of Energy Source and Environment, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(2). — 122 ~ 126

A theory for the calculation of the main steam flow rate of a high power steam turbine unit was analyzed, and the disadvantage of routine calculation models based on the pressure after the regulating stage, pinpointed. On this basis, introduced were a vector-supported regression calculation model and its parameter selection. The model in question was used for a modeling calculation of the main steam flow rate of a 300 MW steam turbine unit, and simultaneously put in contrast with

a RBF (Radical Based Function) neural network model. The results of comparison show that the calculation model based on the support vector regression is capable of not only accurately calculating the main steam flow rate at different operating conditions, but also adapting itself to the above calculation during a change of the turbine flow path. It also boasts a relatively good generalization ability and stability, and is suitable for on-line calculations, thus meeting the requirements for real-time diagnosis and calculation of the cost-effectiveness of a power plant. **Key words:** main steam flow rate, vector-supported machine, regression, steam turbine, soft-measurement

汽轮机转子二维温度场在线仿真模型建立 = **A Study of the On-line Simulation Model for Two-dimensional Temperature Fields of a Steam Turbine Rotor**[刊, 汉] / LIU Yan-feng, HAO Run-tian, GAO Jian-qiang (College of Energy Source and Power Engineering, North China Electric Power University, Baoding, China, Post Code: 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(2). — 127 ~ 130

Under the support of an integrated modular modeling system (IMMS), developed was a general-purpose simulation algorithm based on a finite element model for two-dimensional temperature fields of steam turbine rotors. Furthermore, an on-line simulation model for such fields was also established by using an engineering modular modeling method, thus facilitating the modification of the steam turbine rotor and its meshing geometrical dimensions. A comparison of the simulation test with the two-dimensional analytic results under the same conditions shows that the simulation model thus established enjoys a variety of merits, such as high calculation accuracy and speed as well as great versatility, etc. Meanwhile, the model in question can also be applied for a thermal-state analysis of axially-symmetrical structures with similar boundary conditions. **Key words:** integrated modular modeling, development platform, steam turbine rotor, two-dimensional temperature field, on-line, simulation model

加装短叶片离心叶轮的参数优化及实验研究 = **Parameter Optimization and Experimental Study of a Centrifugal Impeller with Additionally Installed Splitter Blades**[刊, 汉] / LU Yu-kun, WANG Jian, ZHANG Jian, et al (College of Energy Source and Power Engineering, North China Electric Power University, Baoding, China, Post Code: 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(2). — 131 ~ 134

Through a three-dimensional numerical simulation and flow analysis of the impeller inner flow fields of a Model G4-73No. 8D centrifugal fan by using software NUMECA, it has been found that there exists a conspicuous jet flow-wake flow configuration at the outlet of the impeller. To mitigate the adverse effect of the above configuration on fan performance, a numerical simulation has been performed of the fan impeller with additionally installed splitter blades. The optimized parameters of the splitter blades have been determined, depending on the flow field improvement inside the impeller. On this basis, a contrast test of the fan performance has been conducted. The results show that the total pressure of the retrofitted fan rises conspicuously with the efficiency at a rated load operating condition being somewhat enhanced and the high-efficiency zone widened by a small margin. **Key words:** centrifugal fan, jet flow-wake flow, short splitter blade, numerical simulation, experimental study

一种离心压缩机叶片优化设计方法 = **A Method for the Optimized Design of Centrifugal Compressor Blades** [刊, 汉] / SHU Xin-wei, GU Chuan-gang, WANG Tong, et al (College of Mechanical and Power Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai, China, Post Code: 200030) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(2). — 135 ~ 139