

基于神经网络模型的锅炉广义预测控制

卢 勇, 徐向东

(清华大学 热能工程系, 北京 100084)

摘 要: 针对目前电站锅炉运行中, 控制性能不佳, 热效率低下等不足, 提出了运用基于神经网络模型的 GPC 控制方法(NNGPC)以改善控制器性能的策略, 并通过大量的仿真研究对其进行了验证。另外, 为简化模型结构, 便于实时在线计算, 又利用改进后的 Elman 网络模型代替原有的多层前向 BP 网络模型进行了对比实验, 效果令人满意。最后, 利用仿真结果, 讨论了 NNGPC 的参数选择及工程应用中的实际问题。

关键词: 锅炉; 广义预测控制(GPC); 多层感知器(MLPs); Elman 网络; 多变量控制

中图分类号: TP183

文献标识码: A

1 前言

电站锅炉系统是一个典型的非线性、时变、多变量系统, 它的状态参数与运行工况密切相关。锅炉控制的好坏直接影响其热效率的高低。目前, 大量的锅炉负荷波动较大, 如调峰机组锅炉以及众多的化工企业自备电站锅炉, 由于生产的需要, 不得不经常调整负荷, 以致锅炉运行严重偏离设计工况, 参数变量表现出较强的非线性。传统意义上的单回路 PID 控制器受非线性和回路间耦合作用的影响, 其控制性能难以满足安全、经济生产的需要。

随着与过程控制相关的数据通讯技术及计算技术的发展, 为先进控制策略的实际应用提供了广阔的空间。近十年来, 一些先进的控制方法已在实际工程中获得了成功的应用, 尤其是基于阶跃响应线性模型的动态矩阵控制^[1], 以及在线模型自调整的 GPC 控制^[5]算法, 二者都基于“模型预测”、“滚动优化”及“反馈校正”的基本思想, 不同的是前者依据的是系统阶跃响应的非参数模型, 并通过模型预测误差与校正向量来进行在线的模型反馈校正; 而后者则是基于系统的参数 CARIMA 模型, 并通过递推的最小二乘法在线的辨识系统参数模型。

尽管如此, 对于前述变负荷运行工况下的电站锅炉而言, 上述两种方法都无法解决对象非线性特

征较强的问题。而利用神经网络所具有的以任意精度逼近任意连续函数及其各阶导数的特性, 将其作为模型辨识和预报的工具以代替 GPC 控制中的线性 CARIMA 模型, 应该说是解决这一问题的一个有效途径。本文分四个部分: 第一部分简要介绍了 GPC 控制的基本原理; 第二部分就仿真研究中所用到的锅炉对象和系统模型离线辨识进行了介绍; 第三部分着重讨论了 NNGPC 控制策略的结构和基本算法, 其中包括了基于多层感知器(MLPs)结构和 Elman 网络结构的比较讨论; 最后一部分论述了仿真试验的结果, 并讨论了 NNGPC 控制器实用中的一些问题。

2 GPC 控制器原理

广义预测控制器(GPC)是预测控制理论在自适应控制基础发展起来的新一类预测控制算法。它较之以往的基于非参数模型的预测控制算法而言, 有了许多改进, 首先是它不仅适用于稳定对象而且也适用于不稳定对象; 其次由于是基于系统参数模型的预测, 因此更利于计算机在线的进行数据处理, 提高了模型预测精度。它的基本原理主要包括三个方面内容。

2.1 模型预测

在 GPC 控制中采用的 CARIMA 模型有如下形式:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t-1) + \frac{C(q^{-1})\xi(t)}{\Delta} \quad (1)$$

其中 $A(q^{-1})$ 、 $B(q^{-1})$ 、 $C(q^{-1})$ 均是移位算子 q^{-1} 的多项式; 而 $\Delta = 1 - q^{-1}$, 称为差分算子。移位算子多项式的系数都可以通过参数辨识的方法在线的获得。

基于上述模型的最优 j 步预测公式为:

$$y^*(t+j|t) = \frac{G_j(q^{-1})}{C(q^{-1})}y(t) + \frac{E_j(q^{-1})}{C(q^{-1})}\Delta u(t+j-1) \quad (2)$$

其中 $G_j(q^{-1})$ 、 $E_j(q^{-1})$ 为 Diophantine 方程的递推解 (也可在线计算其系数)。

2.2 滚动优化

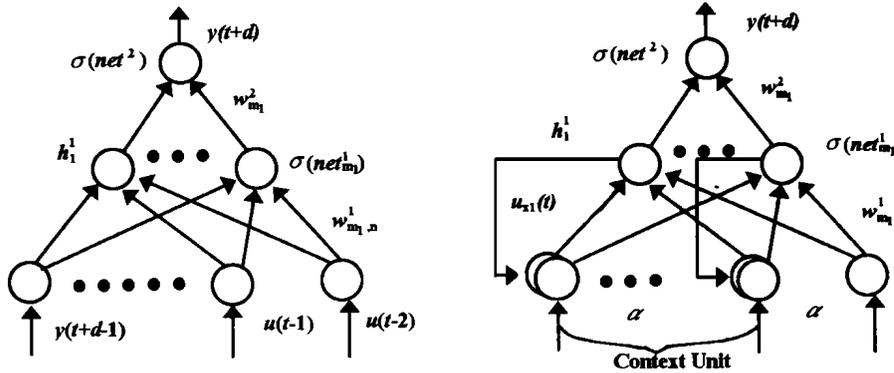
GPC 控制实际上是一种优化控制算法,但它不是采用一个不变的全局最优化目标,而是采用一种滚动式的优化策略,反复在线的进行。任意当前时刻其优化性能指标形式为:

$$J(t) = E\left\{ \sum_{j=N_1}^{N_2} [y_r(t+j) - y^*(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} [\gamma(j)\Delta u(t+j-1)]^2 \right\} \quad (3)$$

其中 N_1 、 N_2 、 N_u 分别为最小输出长度、最大输出长度及控制长度。通过适当的非线性优化方法即可求得当前时刻的控制输出。

2.3 模型校正

这是预测控制中必不可少的一步,它可及时修正模型误差,以提高预测精度,保证控制效果最佳。在 GPC 控制中,采用在线参数估计的方法来进行校正。



(左: MLPs 结构; 右: 修正 Elman 结构)
图 1 系统辨识模型结构

3 锅炉仿真模型及基于神经网络模型的过程辨识

用于仿真试验的锅炉模型,是清华大学热力系统控制与仿真重点实验室开发的 130 t/h 煤粉炉机理模型^[3],它由一组一阶非线性常微分方程和若干代数方程构成,并结合现场运行数据,能满足大范围、全工况实时仿真的要求,该模型曾在青岛碱厂 130 t/h 煤粉炉计算机控制系统改造工程中较好的

承担了实验室仿真验证的任务。它以动态连接库的方式实现数据交换和共享,可以方便地在该平台上进行仿真研究。

该模型主要的被调量有:

$$y(t) = \begin{cases} y_1(t) = \text{主汽压力} \\ y_2(t) = \text{主汽温度} \\ y_3(t) = \text{锅筒水位} \\ y_4(t) = \text{炉膛负压} \\ y_5(t) = \text{烟气含氧量} \end{cases}$$

主要的控制量有:

$$u(t) = \begin{cases} u_{1-8}(t) = \text{给煤机转速} \\ u_9(t) = \text{减温水流量} \\ u_{10}(t) = \text{给水流量} \\ u_{11-12}(t) = \text{引风机风量} \\ u_{13}(t) = \text{送风流量} \end{cases}$$

很显然这是一个多变量控制问题,为叙述方便,以后的讨论仅限于 SISO 系统,最后再补充有关 MIMO 系统的讨论。

系统辨识采用的是基于 MLPs 和 Elman 网络结构(图 1)的离线辨识策略。仿真试验中,选取了减温水—主汽温通道作为控制对象。其模型结构如下:

MLPs 结构: $y(t) = f(y(t-1), y(t-2), u(t-d), u(t-d-1), u(t-d-2))$

Elman 结构: $y(t) = f(u(t-d))$

针对以上结构,分别选取了 5-8-1 的三层 MLPs 和 1-5-1 的修正的 Elman 网络作为辨识模型。为获得锅炉模型较大工况范围内的仿真运行数据,分别使用了 6 级的 PRBS (Pseudo Random

Binary Sequence) 信号、±10% 幅度的阶跃信号对系统进行了充分的激励,并利用采集的 600 个样本点,对网络进行了离线训练,采用成批处理的方法,分别利用带惯性的基本 BP 算法和 DFP 算法对网络权系数进行了调整,并进行了模型的验证(如图 2~4 所示),考虑到 NNGPC 中还有模型反馈校正的步骤,因此该离线模型达到一定精度即可。

4 NNGPC 控制策略及算法

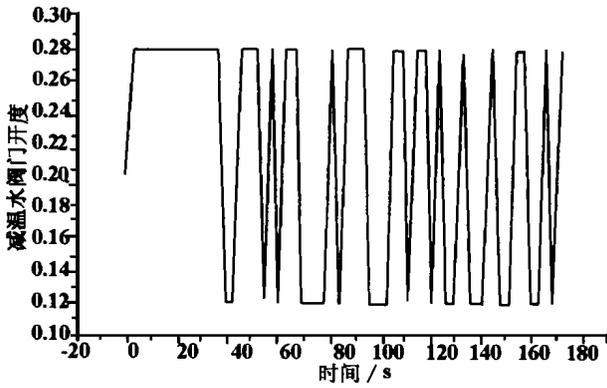


图 2 6 级 PRBC 输入信号(减温水阀门开度)

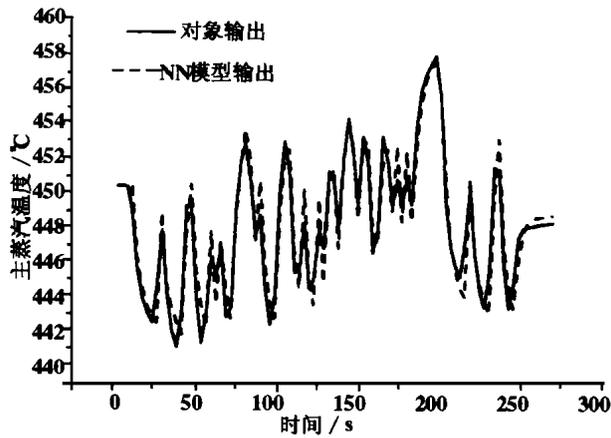


图 3 NN 模型输出预测 (PRBS 输入)
(多层前向 BP 网络)

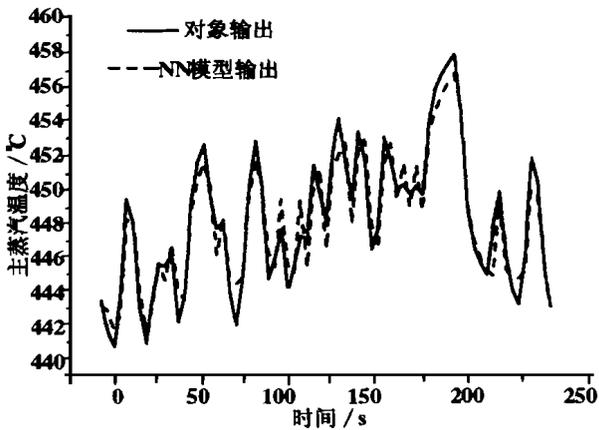


图 4 NN 模型输出预测 (PRBC 输入) Elman 网络

同 GPC 控制策略相似, NNGPC 也主要由三部分构成。

4.1 模型预测

利用训练后的网络模型, 在选取了合适的控制参数 (N_1 , N_2 和 N_u) 后, 分别计算出 $t+N_1$ 到 $t+N_2$ 时刻的系统输出, 注意一般 $N_u < N_2$, N_u 时刻以后的输入量保持不变 (与 N_u 时刻相等)。

4.2 滚动优化

按式 (3) 的性能指标, 利用优化方法获得未来控制长度内的控制量, 并取其首分量作为当前时刻的控制输出。这里需要注意的是与传统 GPC 控制算法不同, 优化性能指标时, 不能通过解析的方法获得最优解, 而只能通过数值方法求解。仿真中考虑降低在线计算的复杂性, 采用了较常用的最速下降法作为主要的优化算法, 而实际过程中执行器有一定的死区, 因此对优化算法的精度要求也无需太高。优化过程的关键是计算性能指标对控制输出的偏导数 (∂_u), 最终归结为计算网络模型输出对控制输入的导数 ($\hat{\partial}_u$), 则

$$\hat{\partial}_u = \begin{bmatrix} \frac{\partial y(t+d)}{\partial u(t)} & \dots & \frac{\partial y(t+N_u)}{\partial u(t)} & \dots & \frac{\partial y(t+N_2)}{\partial u(t)} \\ 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \frac{\partial y(t+N_u)}{\partial u(t+N_u-1)} & \dots & \frac{\partial y(t+N_2)}{\partial u(t+N_u-1)} \end{bmatrix}$$

● MLPs 结构 (三层) $\hat{\partial}_u(i, k)$ 计算式可推导得

如下递推式:

$$\begin{aligned} \frac{\partial y(t+d+i)}{\partial u(t+k)} &= \frac{\partial y(t+d+i)}{\partial net^2} \sum_{j=1}^{m_1} \frac{\partial net^2}{\partial h_j^1} \frac{\partial h_j^1}{\partial net_j^1} \frac{\partial net_j^1}{\partial u(t+k)} \\ &= \sigma_2(net^2) \sum_{j=1}^{m_1} \{ w_j^2 \sigma_1(net_j^1) [w_{j, n+i-k+1}^1 + \sum_{l=1}^n w_{j,l}^1 \frac{\partial y(t+d+i-l)}{\partial u(t+k)}] \} \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $i = 0, \dots, N_2 - d, 0 \leq k \leq N_u - 1, y = \sigma_2(net^2), h_j^1 = \sigma_1(net_j^1), net_2 = \sum_{j=1}^{m_1} w_j^2 h_j^1, w_{j,k}^1$ 表示输入层第 k 个神经元到隐含层第 j 个神经元的连接权, n 为模型输入中包含输出量过去时刻值的个数。利用上式进行递推计算时, 其初始条件为:

$$\frac{\partial y(t+d+i)}{\partial u(t+k)} = 0 \quad i < k \quad (5)$$

式中 $w_{j, n+i-k+1}^1$ 的值与所选取的模型结构密切相关。

● 修正 Elman 结构 (单输入单输出, 且设控制长度 N_u 为 1, 则 $\hat{\partial}_u$ 退化为一行向量):

$$\begin{aligned} \frac{\partial y(t+d+i)}{\partial u(t)} &= \frac{\partial y(t+d+i)}{\partial u(t+i)} \frac{\partial u(t+i)}{\partial u(t)} + \sum_{k=1}^{m_1} \frac{\partial y(t+d+i)}{\partial u_{sk}(t+i)} \frac{\partial u_{sk}(t+i)}{\partial u(t)} \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $u(t+i), u_{sk}(t+i)$ 分别表示 $t+i$ 时刻 Elman 网络输入层输入量和部分反馈层 (Context Layer) 的输入量, 对于修正 Elman 结构有 $u_{sk}(t+i) = \alpha u_{sk}(t+i-1) + h_k^1(t+i-1), m_1$ 为反馈层神经元 (Context Units) 个数 (等于隐藏层神经元个数)。

上式中 $\frac{\partial y(t+d+i)}{\partial u(t+i)}$ 和 $\frac{\partial y(t+d+i)}{\partial u_{sk}(t+i)}$ 计算式

类似:

$$\frac{\partial y(t+d+i)}{\partial u(t+i)} = \sigma_2(na^2(t+i)) \sum_{j=1}^{m_1} w_j^2 \rho_1(net_j^1(t+i)) w_{j,m_1+1}^1 \quad (7)$$

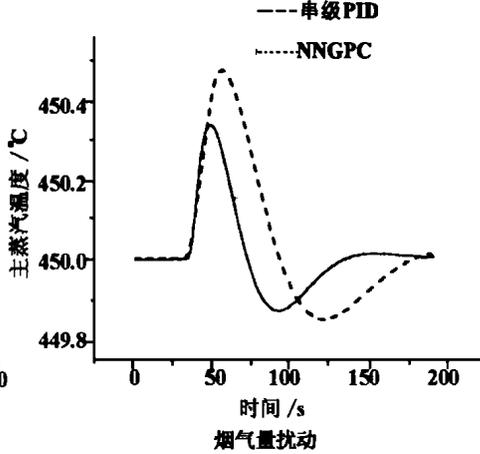
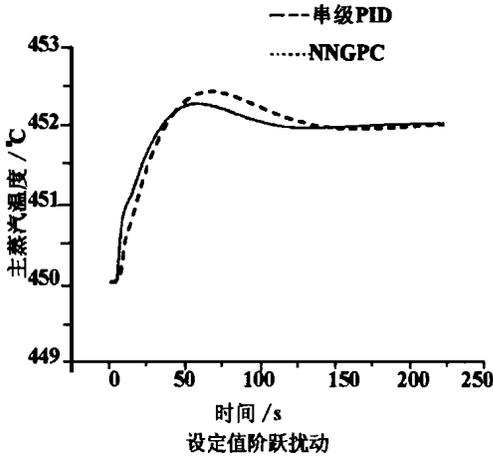


图 5 主蒸汽温度:NNGPC 与串级 PID 控制性能比较

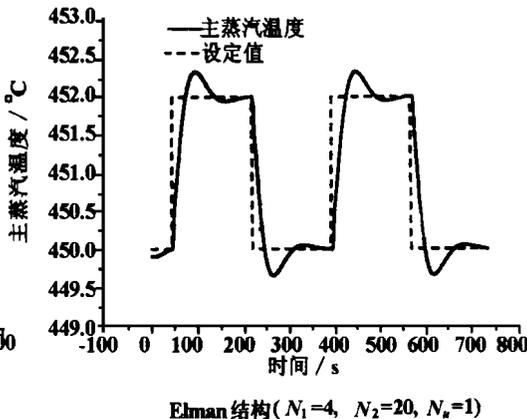
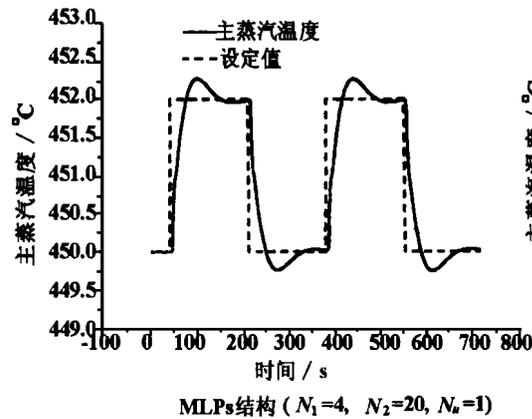


图 6 主蒸汽温度仿真运行曲线(设定值方波输入)

$$\frac{\partial y(t+d+i)}{\partial u_{sk}(t+i)} = \sigma_2(na^2(t+i)) \sum_{j=1}^{m_1} w_j^2 \rho_1(net_j^1(t+i)) w_{j,k}^1 \quad (8)$$

而 $\frac{\partial u_{sk}(t+i)}{\partial u(t)}$ 则可以通过下列递推式一次求得:

$$\frac{\partial u_{sk}(t+i)}{\partial u(t)} = \sigma_1(net_{k1}^1(t+i-1)) \{ w_{k,m_1+1}^1 + \sum_{j=1}^{m_1} w_{k,j}^1 \frac{\partial u_{sj}(t+i-1)}{\partial u(t)} \} + \alpha \frac{\partial u_{sk}(t+i-1)}{\partial u(t)} \quad (9)$$

其初始条件为: $\frac{\partial u_{sk}(t+0)}{\partial u(t)} = 0$

由以上分析可以看出, Elman 结构在计算程序实现方面较前者简单。在 ∂u 计算出来之后, 即可利用形如 $u_{k+1} = u_k - \alpha \partial u$ 的最速下降寻优求取当前

时刻的控制输出。

4.3 模型校正

通过简单的逐个处理的 EBP 算法, 在每次采样时刻对网络模型进行一次训练校正, 仿真表明其校正效果良好。

5 仿真结果及分析

利用实时仿真模型, 将上述 NNGPC 控制算法编制为程序代码, 对该算法的可行性和控制效果进行了仿真研究, 下面是部分仿真结果曲线(图 5、图 6)。

由上述结果可以看出, NNGPC 控制算法无论在跟踪设定值还是在

抑制扰动控制方面, 都明显优于传统的 PID 控制器; 另一方面, 基于修正 Elman 模型的 NNGPC 与基于 MLPs 模型的 NNGPC 相比, 虽然控制性能从仿真结果来看相差无几, 但前者由于模型结构简单, 更加有利于在线计算以及降低

MIMO 系统模型的复杂程度。由于神经网络模型特有的结构, 在由 SISO 系统向 MIMO 系统转化的过程中所增加的工作量并不多, 仅需要增加网络输入单元个数, 增加 ∂u 计算维数, 而计算方法不变, 从中获得的全局最优的收益却是巨大的。

NNGPC 控制器在实际设计过程中, 涉及到的主要参数(如 N_1 、 N_2 、 N_u 以及 γ_j), 其选择方法与传统 GPC 控制策略类似, 即 N_1 等于对象纯延时 d (若 d 未知则选为 1), N_2 应足够长以包括被控对象的真实动态部分^[1]; 对一般工业对象, N_u 为 1 即可满足要求; 而 γ_j 则可根据实际要求以及仿真结果来确定。

(转 69 页)

4 结论

(1) 所开发的板式换热器可视化计算机辅助设计系统, 界面友好、直观、实用性强, 原始数据输入后, 其它工作完全由计算机完成, 大大提高了设计的效率。

(2) 不同的板型、不同厂家有不同的换热系数及压降计算公式, 用户还可以添加有关厂家的板型及对应的计算公式, 准确、灵活。

(3) 给定了输入参数的范围, 并有超限警示, 提高了设计过程的准确性。

(4) 板式换热器装配图库和零件图库的建立有利于用户的使用。

(5) 将 VB、C 和 Autocad 有机结合, 发挥各自的优势, 是一次有意义的尝试, 对今后暖通空调领域的

计算机辅助设计系统的开发起到了借鉴的作用。

参考文献:

- [1] 刘宪英, 陈延林. 板式换热器设计选型计算方法[J]. 空调设计, 1997 (1), 94—101.
- [2] 史美中, 王中铮. 热交换器原理与设计[M]. 南京: 东南大学出版社, 1996.
- [3] 扬崇麟. 板式换热器工程设计手册[M]. 北京: 机械工业出版社, 1994.
- [4] 卢左潮. 计算机辅助机械设计[M]. 广州: 华南理工大学出版社, 1991.
- [5] 鸿志创作组. Visual Basic 6.0 应用与开发[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- [6] 卢师德. Autocad for Windows 技巧与应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.
- [7] 谭浩强. C 程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.

(孙显辉 编辑)

(上接 58 页)

6 结论

本文所研究的基于神经网络模型的广义预测控制算法是一种性能良好、且具有较强实用性的工业过程控制算法。尤其对于象工业锅炉这样非线性、多变量的复杂控制对象, 能够满足在多种运行工况下对控制品质的要求。对于利用自控手段提高锅炉系统运行的热效率, 有很好的应用前景, 值得推广。

参考文献:

- [1] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1993.

- [2] 王永骥, 徐健. 神经网络控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998.
- [3] 徐春晖. 电厂计算机控制系统仿真开发及调试平台[J]. 清华大学学报, 1999, 39(3): 12—13.
- [4] LRWIN G, BROWN M. Neural network modeling of a 200 MW Boiler system[J]. *IEEE Proceedings of Control Theory & Application*, 1995, 14(6): 529—536.
- [5] HOGG B W. Multivariable generalized predictive control of a boiler system[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 1991, 6(2): 282—288.
- [6] PHAM D T, LIU X. Training of elman networks and dynamic system modelling[J]. *International Journal of Systems Science*, 1996, 27(2): 221—226.

(何静芳 编辑)

提高余热供暖式燃气轮机装置效率的途径

据《Теплоэнергетика》1999 年 5 月号报道, 莫斯科国立大学针对用于热电联产的 STIG (蒸汽回注式燃气轮机) 装置提出了一种新的设计思想, 即采用具有串联安装的余热利用蒸汽锅炉和余热供暖废气锅炉的燃气轮机热力线图。

已经证实, 由于燃气轮机排气湿度的增加, 可以使大部分水蒸汽凝结, 增加了燃气轮机的产热量并得到用作余热锅炉给水的凝水。

研究表明, 在具有向燃气轮机通路回注入蒸汽的燃气轮机热力系统中, 利用余热供暖冷凝式废气锅炉导致:

燃气轮机电功率约增加 30%, 装置效率约增加 2%;

产出的余热供暖热量和燃料利用率从 82.2% 提高到 90.6%。

获得了作为余热锅炉给水所需要的凝水。

(思娟 供稿)

locity excursions in the horizontal flue. The swirl intensity profile of the in-furnace gas along the furnace height has also been analyzed, leading to the determination of a suitable furnace height. The conclusions reached in the present paper can serve as a major guide for achieving a decrease in gas velocity excursions in a horizontal flue and an optimization of the furnace configuration. **Key words:** tangentially fired boiler, swirl intensity, furnace height, flue gas velocity excursion

风扇磨煤机润滑系统的传热机理分析及改进设计 = **An Analysis of the Heat Transfer Mechanism of a Fan Mill Lubrication System and Its Improved Design** [刊, 汉] / Liu Xiao-zhou, Hui Shi-en, Xu Tong-mo (Xi'an Jiaotong University, Xi'an, China, Post Code: 710049), Li Zhan-guo (Changchun Electric Power Generation Equipment General Works, Changchun, China, Post Code: 130022), Li Ping (Changchun Electric Power Engineering Technical School, Changchun, China, Post Code: 130021), Jin Yu-feng (Northeast Electric Power Design Institute, Changchun, China, Post Code: 130021) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2001, 16(1). — 49 ~ 50, 82

Described in this paper is an improved design scheme for the lubrication system of a fan mill and its relevant calculation method. A comparison of the lubrication system prior to and after the technical modification shows that the modified lubrication system has gained a significant improvement in its performance. **Key words:** lubrication system modification, finned tube cooler, contrast of effectiveness, economic benefit

汽轮发电机密封油系统的仿真数学模型 = **Simulation-based Mathematical Model for the Sealing Oil System of a Turbogenerator** [刊, 汉] / Shi Xiao-ping, Xu Tian-shu (Simulation Center under the Harbin Institute of Technology, Harbin, China, Post Code: 150001) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2001, 16(1). — 51 ~ 54
This paper expounds the structural design and operating mode of the sealing oil system of a turbogenerator with a detailed description of its simulation-based mathematical model set up for the system. In comparison with traditional mechanism models the simulation-based model recommended in the present paper features simplicity in form, low computation load, enhanced real time function and high fidelity, etc. **Key words:** turbogenerator, sealing oil system, mathematical model, simulation

基于神经网络模型的锅炉广义预测控制 = **A Neural Net Model-based General Predictive Control Strategy for Use on Boilers** [刊, 汉] / Lu Yong, Xu Xiang-dong (Department of Thermal Energy Engineering, Tsinghua University, Beijing, China, Post Code: 100084) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2001, 16(1). — 55 ~ 58, 69

In an effort to rectify deficiencies commonly encountered during the operation of current utility boilers, such as poor control performance, low thermal efficiency, etc., the authors have come up with a neural net model-based general predictive control strategy to improve the relevant control device performance. Through numerous computer simulations the proposed control strategy has been adequately verified. Moreover, an improved Elman network model was utilized to replace the original multi-layer feedforward model in order to simplify model configuration and facilitate on-line real-time calculations. A contrast test of the above two models shows that a satisfactory result in terms of effectiveness has been attained through the use of the improved Elman network model. Finally, on the basis of the simulation results, expounded were the selection of the parameters of the neural net model-based general predictive control and some specific issues in engineering applications. **Key words:** general predictive control (GPC), multi-layer perceptrons, Elman neural network, multi-variable control

汽轮机控制系统对锅炉汽压对象动态特性的影响 = **The Influence of a Steam Turbine Control System on the Dynamic Characteristics of Boiler Steam Pressure as a Controlled Object** [刊, 汉] / Weng Yi-wu, Xu Zhi-qiang, Yu Da-ren, *et al* (Harbin Institute of Technology, Harbin, China, Post Code: 150001) // Journal of Engineering for