

用预报误差校正的锅炉燃烧系统预测控制研究

朱学莉, 齐维贵, 李丽艳

(哈尔滨工业大学 电气工程与自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 为了改善锅炉燃烧控制系统的性能, 提出用预报误差校正的动态矩阵控制(DMC)算法对其施加控制。文中在介绍 DMC 的组成和内模控制结构后, 基于时间序列分析、参数估计和最优预报原理, 对模型误差进行预报, 并利用模型预报误差代替模型误差, 对预测控制的滚动优化进行校正。最后, 通过锅炉燃烧系统的预测控制仿真实验证明, 预报误差校正较之一般的误差校正算法在跟踪、抗扰和鲁棒性等方面均有明显的改善。

关 键 词: 燃烧系统; 预测控制; 时间序列; 预报误差

中图分类号: O213; TK223.2 文献标识码: A

1 引 言

从控制的角度出发, 锅炉燃烧过程是一个复杂的被控对象, 一般可将其视为三个相对独立且有一定关联的子系统, 即热负荷调节系统、氧量校正系统和炉膛负压调节系统, 其中以热负荷调节为主, 也最为复杂。对于此类对象, 用精确的数学模型描述它以及根据对象确定相应的性能指标是十分困难的, 传统的控制方法难以满足安全、经济、优质运行的需要^[1]。目前文献中所报道的有关锅炉的先进控制方法中, 多数仍处于仿真研究阶段, 并未在实际工程中得以普遍应用。相对而言, DMC 作为最早的预测控制算法之一已经在冶金、石油、化工等部门的过程控制中得到了成功的应用。但是, DMC 存在的问题主要是从过程获取的验前信息不够充分, 本文将预报误差校正方法引入锅炉燃烧系统热负荷调节的 DMC 中, 恰好弥补了这一缺陷, 可获得良好的控制效果。对氧量校正和炉膛负压调节系统, 可采用相同的控制策略。

2 动态矩阵控制原理

DMC 是一种基于对象阶跃响应的预测控制算

法^[2~4]。该算法具有以下三个基本特征: (1)易于建立预测模型。通过简单的实验即可获得预测模型; (2)采用滚动式的有限时域优化策略, 而不是采用一个不变的全局优化目标; (3)采用检测实际输出与模型输出之间的模型误差进行反馈校正。正是由于算法具有在线滚动优化、反馈校正控制的特点, 从而使模型失配、时变、干扰等引起的不确定性能够及时得到弥补, 在生产过程中获得了较好的应用效果。

2.1 预测模型

根据被控对象的阶跃响应建立的预测模型输出如下:

$$Y_m(k+1) = A\Delta U(k) + A_0 U(k-1) \quad (1)$$

式中: $Y_m(k+1) = [y_m(k+1|k), y_m(k+2|k), \dots, y_m(k+N|k)]^T$

$\Delta U(k) = [\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+M-1)]$

$$A = \begin{bmatrix} \hat{a}_1 \\ \hat{a}_2 & \hat{a}_1 & 0 \\ \dots \\ \hat{a}_p & \hat{a}_{p-1} & \dots & \hat{a}_{p-M+1} \end{bmatrix}$$

$$A_0 = \begin{bmatrix} \hat{a}_N - \hat{a}_{N-1} & \hat{a}_{N-1} - \hat{a}_{N-2} & \dots & \hat{a}_3 - \hat{a}_2 & \hat{a}_2 \\ & \hat{a}_N - \hat{a}_{N-1} & \dots & \hat{a}_4 - \hat{a}_3 & \hat{a}_3 \\ 0 & \ddots & & \vdots & \vdots \\ & \hat{a}_N - \hat{a}_{N-1} & \dots & \hat{a}_{p+2} - \hat{a}_{p+1} & \hat{a}_{p+1} \end{bmatrix}$$

2.2 误差校正

用实际输出与模型输出的误差校正预测模型取得输出预测值

$$Y_p(k+1) = Y_m(k+1) + h e(k) \quad (2)$$

式中: $Y_p(k+1) = [y_p(k+1), y_p(k+2), \dots, y_p(k+P)]^T$

$$h = [h_1, h_2, \dots, h_p]^T$$

$e(k) = y(k) - y_m(k)$; $y(k)$ 与 y_m 分别为 k 时

刻系统的实际输出和预测输出; $e(k)$ 为 k 时刻预测模型输出误差。

2.3 滚动优化

DMC 是一种以优化确定控制策略的方法。其二次型性能指标取为

$$J_p = [Y_p(k+1) - Y_r(k+1)]^T Q [Y_p(k+1) - Y_r(k+1)] + \Delta U^T(k) \lambda \Delta U(k) \quad (3)$$

由 $\partial J_p / \partial \Delta U(k) = 0$, 可得

$$\Delta U(k) = (A^T Q A + \lambda)^{-1} A^T Q [Y_r(k+1) - A_0 U(k-1) - h e(k)] \quad (4)$$

将上式展开, 即可求出 $\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+M-1)$ 的最优值:

$$\Delta u(k+i-1) = d_i^T [Y_r(k+1) - A_0 U \times (k-1) - h e(k)] \quad (5)$$

式中: d_i^T 为 $(A^T Q A + \lambda)^{-1} A^T Q$ 的第 i 行。

2.4 DMC 的内模控制结构

令式(5)中的 $i = 1$, 且对 d_i^T 作归一化处理后有:

$$u(k) = \frac{1}{F(z^{-1})} [D_r(z^{-1})y_r(k+P) - h_j e(k)] \quad (6)$$

式中: $F(z^{-1}) = \frac{1}{d_{1s}}(1 + f_1 z^{-1} + f_2 z^{-2} + \dots + f_{N-1} z^{-N+1})$

$$D_r(z^{-1}) = \frac{1}{d_{1s}}(d_{1p} + d_{1p-1} z^{-1} + \dots + d_{11} z^{-p+1})$$

$$d_{1s} = \sum_{j=1}^p d_{1j}$$

由式(6)可得到 DMC 的具有模型、控制、反馈环节的内模控制结构, 如图 1 所示。图中控制器的传递函数为:

$$G_c(z^{-1}) = \frac{1}{F(z^{-1})} \quad (7)$$

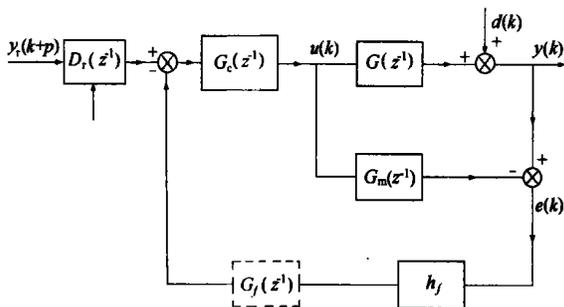


图 1 DMC 的内模控制结构图

3 误差预报器

在 DMC 中, 输出预测的准确性决定了控制系统的性能, 从式(5)可见, 多步输出预测值的计算是采用本时刻的输出误差进行反馈校正的。由此看来, 如果能够对未来的输出误差进行预测, 则可提高预测值的精度。即使模型参数发生时变和存在扰动, 在不辨识和更新原模型参数的情况下, 对失配和干扰也能进行一定的补偿, 从而提高控制的精度。这里所说的误差预测不是基于模型, 而是根据输出误差的历史信息来实现的, 即在保持预测模型不变的基础上, 利用时间序列分析^[3]方法对未来的误差作出预测并加以补偿。

3.1 误差过程描述

一般情况下, 预测模型输出误差 $e(k)$ 为一个非平稳随机序列。通过求差分, 可将预测模型输出误差转化为一平稳随机序列, 即:

$$x(k) = e(k) - e(k-1) \quad (8)$$

式(8)所示的平稳随机序列 $\{x(k)\}$ 可用一个 ARMA(p, q) 模型表示:

$$x(k) + a_1 x(k-1) + \dots + a_p x(k-p) = \epsilon(k) + b_1 \epsilon(k-1) + \dots + b_q \epsilon(k-q) \quad (9)$$

式中: $\epsilon(k)$ 是一个均值为零, 方差为 σ^2 的白噪声序列。

考虑式(9)的参数未知, 可采用渐消记忆的递推最小二乘法在线估计参数 $\hat{a}_j (j = 1, 2, \dots, p), \hat{b}_i (i = 1, 2, \dots, q)$ 。

3.2 误差预报器设计

误差预报器的设计依据是最小方差预报原理。首先, 根据最小方差预报原理求出 x 的最优预测值 $\hat{x}(k+i|k)$ 序列。

$$\hat{x}(k+i|k) = \begin{cases} -\sum_{j=1}^p a_j \hat{x}(k+i-j|k) + \sum_{j=1}^q b_j \epsilon(k+i-j) & i = 1, 2, \dots, q \\ -\sum_{j=1}^p a_j \hat{x}(k+i-j|k) & i = q+1, q+2, \dots, p \end{cases} \quad (10)$$

将以上最优预测值与误差求和, 即可求出预报误差 $\hat{e}(k+i|k)$:

$$\hat{e}(k+i|k) = \sum_{j=1}^i \hat{x}(k+j|k) + e(k) \quad (11)$$

从而求出输出预测误差矢量

$$E(k+1) = [\hat{e}(k+1 | k), \hat{e}(k+2 | k), \dots, \hat{e}(k+P | k)] \quad (12)$$

用上式中的 $E(k+1)$ 代替式(6) 中的 $e(k)$, 即可计算出带误差预报的即时控制律 $u(k)$ 。

4 带预报误差校正的 DMC 在锅炉热负荷调节系统中的应用

锅炉的燃烧过程以热负荷调节为主。该系统中蒸汽压力为被调量, 风煤配比燃料为控制量, 供气流量为扰动量。将 DMC 应用在热负荷调节中, 通过阶跃响应实验取得主汽压的响应序列 a_1, a_2, \dots, a_{60} 作为预测模型。

4.1 仿真实验^[9]

将 3.2 中设计的误差预报器添加到图 1 中的

$e(k)$ 与反馈校正向量 h_f 之间, 即为带误差预报的热负荷调节系统的结构框图。当设定值作阶跃变化时, 系统的响应如图 2、图 3 所示, 其中图 2 为无扰动而有模型失配的情况、图 3 为有扰动和模型失配时的情况。系统设计参数如下: 采样时间 $T = 20$ s, 反馈校正向量 $h_f = [1, 1, \dots, 1]^T$; (a) 预测时域 $P = 6$, 控制时域 $M = 2$, 平稳随机序列 $\{x(k)\}$ 的模型阶次分别为 $p = 5, q = 2$; (b) $P = 8, M = 2, p = 5, q = 3$; (c) $P = 10, M = 2, p = 3, q = 2$ 。

系统取不同参数时的动态累计误差可由下式求得:

$$\Sigma \hat{e} = \sum_{i=1}^N |y_i - y_{ri}| \quad (13)$$

$$\Sigma e = \sum_{i=1}^N |y_i - y_{ri}| \quad (14)$$

式中: y 为热负荷调节系统的实际输出; y_r 为热负荷调节系统的参考输入; \hat{e} 为用预报误差校正时的误差; e 为用误差校正时的误差。

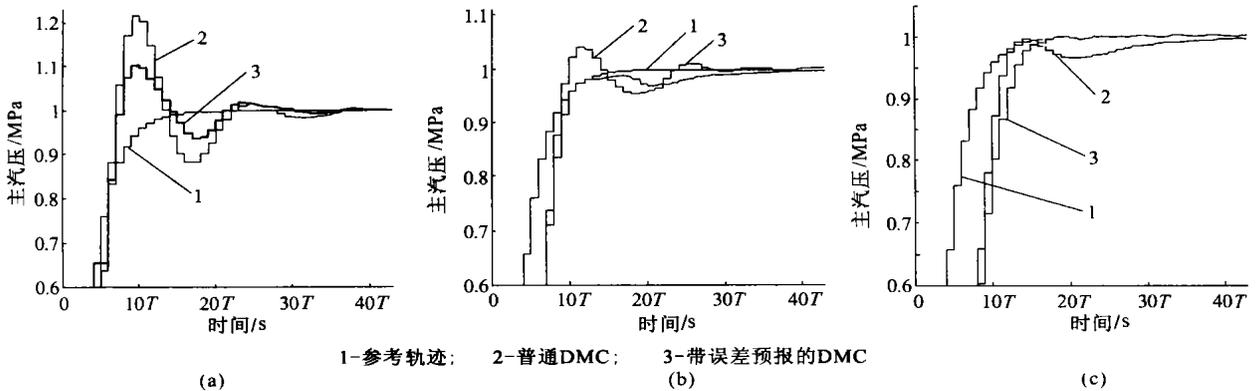


图 2 热负荷调节系统的输出响应(无扰动时)

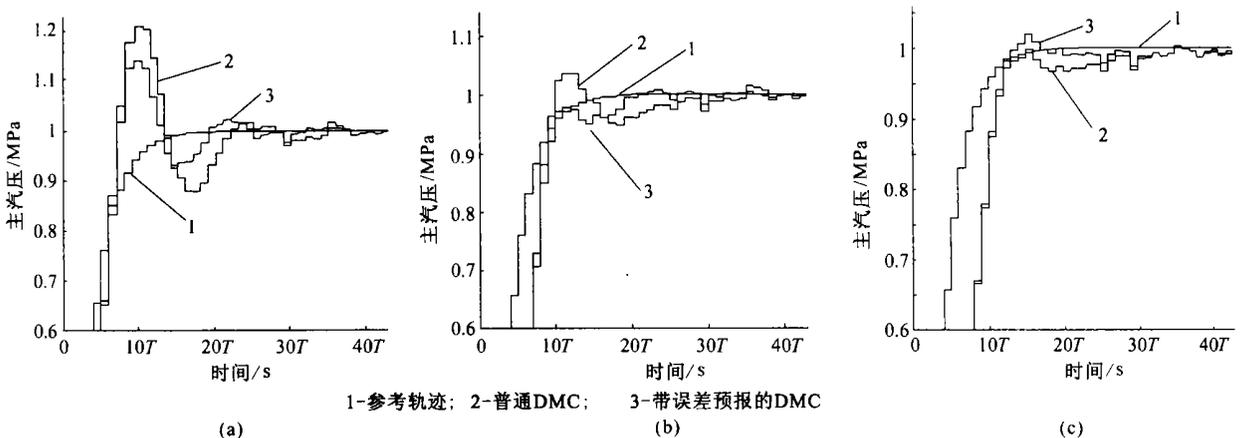


图 3 热负荷调节系统的输出响应(有扰动时)

图 4 给出了热负荷调节系统在无扰动及有扰动情况下, 控制量的动态过程, 图中的设计参数为: $P = 6, M = 2, p = 5, q = 2$ 。

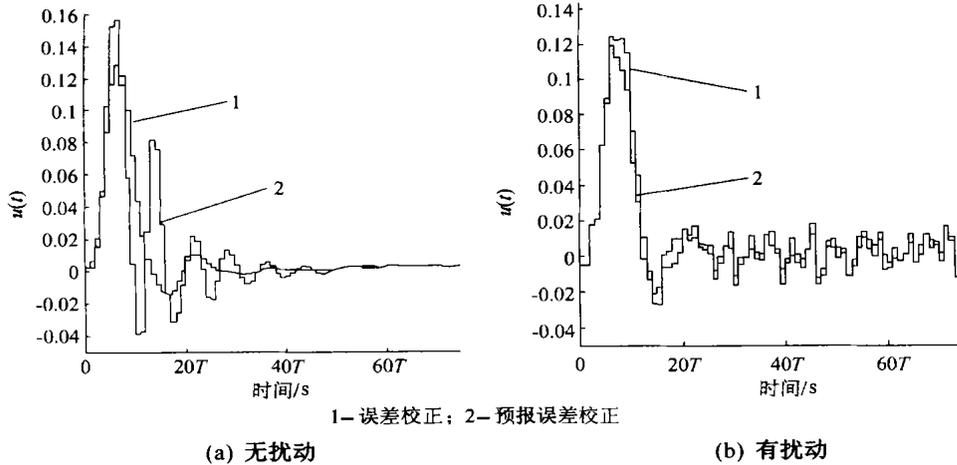


图 4 热负荷调节系统的控制 $u(t)$

4.2 仿真结果分析

由图 2、图 3 可见, 所有带误差预报的 DMC 系统的输出响应均好于普通 DMC 的输出响应。这说明, 在 k 时刻, 通过引入 $k + P$ 步误差预报, 对控制量进行校正的方法是行之有效的。与普通的 DMC 相比, 将预报误差这一反馈信息的引入对缩短过渡时间、减小超调、提高跟踪性及鲁棒性等方面均显示出了很好的作用。

从表 1 的动态过程系统累计误差统计结果来看, 带误差预报的 DMC 均小于普通 DMC, 从而反映了带预报误差校正的算法的控制精度也有所改善。

表 1 动态过程累计误差计算

	$P = 6, M = 2$ $p = 5, q = 2$	$P = 8, M = 2$ $p = 5, q = 3$	$P = 10, M = 2$ $p = 3, q = 2$
$\Sigma \hat{e}$	2.920 3	1.381 0	0.137 3
Σe	3.532 8	1.519 3	0.526 0

此外, 从图 4 可清楚地看到 $\hat{e}(k + P | k)$

对 $e(k)$ 的预报作用, 正是因为这种提前的预报, 改善了系统的动态性能。

5 结语

本文作者研究了带误差预报的 DMC 算法, 并将其应用于锅炉燃烧系统热负荷调节的控制中。实验结果表明, 在不同参数的情况下, 引入误差预报的 DMC 均表现出了优于普通 DMC 的动态特性及良好的控制效果。误差预报器结构简单, 易于实现, 便于在工业过程中采用。此外, 带误差预报的 DMC 方法利用反映

过程未来变化趋势的动态信息进行反馈校正, 从而可以克服系统中存在的不确定性, 改善了系统的控制精度和鲁棒性, 对于提高控制品质及节能都具有重要的作用。

参考文献:

- [1] 刘向杰, 柴天佑, 刘红波. 动力锅炉燃烧系统的模糊控制策略[J]. 自动化学报, 1998, 24(4): 534-538.
- [2] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1993.
- [3] CUTLER C R, RAMAKER B L. Dynamic matrix control: a computer control algorithm[A]. Proc JACC[C]. San Francisco, 1980. WP5-B.
- [4] EVCLIO HEMANDEZ, YAMAN ARKUN. Neural network modeling and extended DMC algorithm to control nonlinear systems[A]. American Control Conference[C]. American: 1996. 2454-2459.
- [5] 安鸿志. 时间序列分析[M]. 上海: 华东师范大学出版社, 1992.
- [6] 程卫国, 冯峰, 王雪梅, 等. Matlab 5.3 精要编程及高级应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2000.

(辉 编辑)

欢迎 订 阅, 欢 迎 垂 询

various channels as well as the structural parameters of the heat exchanger. As a result, obtained were the fluid temperature distribution of various channels and the fluid temperature difference of neighboring channels. Furthermore, analyzed was the effect of the variation of fluid parameters, flow modes and structural parameters on the fluid temperature crossover of the neighboring channels. **Key words:** multi-stream plate-fin heat exchanger, temperature crossover, fin bypass, flow mode

烟气含氧量软测量新方法研究 = **The Study of a New Method Incorporating the Soft Sensing of Oxygen-content in Flue Gases** [刊, 汉] / LU Yong, XU Xiang-dong (Department of Thermal Engineering, Tsinghua University, Beijing, China, Post Code: 100084) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2002, 17(6). — 614 ~ 617

In view of the high first cost of conventional oxygen-content analyzers for industrial applications, their high maintenance expenses and low durability the authors have on the basis of comparing several commonly used methods come up with a new method for measuring oxygen content in flue gases. The proposed method involves an oxygen-content soft sensing model set up through the use of a NNPLS (neural network partial least square) approach based on statistical analyses and neural network technology. It enjoys both the merits of PLSR (partial least square regression) and neural network technology, making it possible to identify a target model by utilizing historical process data. A simulation verification of the method has been conducted by using on-site industrial data. In addition, the simulation results are compared with traditional linear PLSR method and the direct neural network-based modeling method. The results of comparison indicate that the soft sensing model based on the NNPLS approach features a more effective generalizing ability. Furthermore, an extension of a static model to a dynamic one was also performed. **Key words:** soft sensing, partial two least squares, neural network, cross validation, generalizing ability

用预报误差校正的锅炉燃烧系统预测控制研究 = **A Study of the Predictive Control of a Boiler Combustion System through the Correction of a Forecast Error** [刊, 汉] / ZHU Xue-li, QI Wei-gui, LI Li-yan (School of Electric Engineering and Automation under the Harbin Institute of Technology, Harbin, China, Post Code: 150001) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2002, 17(6). — 618 ~ 621

To improve the performance of a boiler-combustion control system, a dynamic matrix control (DMC) - based algorithm with the correction of a forecast error has been put forward to fulfill relevant control functions. After a brief description of the DMC composition and an internal-model control structure a model error is predicted based on a time sequence analysis, parameter estimation and an optimum forecast theory. Furthermore, by forecasting the model error and using the model forecast error to replace the model error the rolling optimization of a predictive control can be duly corrected. Finally, through the simulation tests of the predictive control for the boiler control system it is shown that the correction of the forecast error can result in a marked improvement in such characteristics as tracking ability, anti-interference and robustness when compared with an error correction algorithm in general. **Key words:** combustion system, predictive control, time sequence, forecast error

劳伦斯法在热工对象动态特性辨识中的应用 = **The Application of Lawrence Algorithm in the Identification of Dynamic Behavior of Thermodynamic Objects** [刊, 汉] / XU Hou-qian, JIANG Gui-zhen (Power Engineering College under the Nanjing University of Science & Technology, Nanjing, China, Post Code: 210094) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2002, 17(6). — 622 ~ 624

Described is the process of a transfer-function fitting performed through the use of Lawrence algorithm by way of frequency domain data. Furthermore, the above method was employed to conduct the fitting of transfer functions for a split-shaft gas turbine under three operating conditions. Under various operating conditions the results of fitting agree relatively well with those of experiments, testifying to the credibility of the Lawrence algorithm. In addition, by using a method, which com-