

基于新型广义预测算法的含氧量软测量研究

郑德忠, 何 群

(燕山大学电气工程学院, 河北秦皇岛 066004)

摘 要: 文章给出了一种基于新型广义预测算法的烟气含氧量软测量方法, 并与传统 GPC 算法软仪表以及氧化锆仪表的烟气含氧量进行了对比测量, 结果表明运用新型广义预测控制算法构建的软仪表能够客观反映锅炉燃烧过程中任何时段的真实情况, 提高了烟气含氧量的测量精度, 优化了锅炉燃烧控制系数的性能. 基于广义预测的含氧量软测量技术为工业锅炉的氧量测量提供了新的手段, 也为锅炉燃烧过程中其它关键参数如烟气温度的准确、实时、在线软测量开辟了新的途径, 对实现燃烧系统的闭环控制和优化运行具有重要的意义.

关键词: 软测量; 烟气含氧量; 工业锅炉; 广义预测控制

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 12-2255-04

The Research of Soft Sensing Method of Oxygen Content in Flue Gas Based on New Generalized Predictive Algorithm

ZHENG De zhong, HE Qun

(Electric engineering college, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

Abstract: This paper presents a kind of soft sensing method of oxygen content in flue gas based on new generalized predictive control (GPC) algorithm. Contrastive measurement of oxygen content in flue gas between soft sensor based on traditional GPC algorithm, zirconia sensor and the method in this paper is done, whose results show that the soft sensor structured by new GPC algorithm can reflect the actual conditions of any period time in boiler combustion process, improves the measurement precision and optimizes the capability of boiler combustion control coefficients. Soft sensing technique of oxygen content in flue gas based on new GPC algorithm provides a new method for industrial boiler oxygen measurement, paves a new way for key parameters measurement, such as accurate, real time, or line soft sensing of gas temperature, and has significant meaning for the realization of combustion system's closed loop control and optimization running.

Key words: soft sensing; oxygen content in flue gas; industrial boiler; GPC

1 引言

维护锅炉燃烧过程的最佳状态和经济性是锅炉燃烧过程自动控制的重要任务. 在锅炉运行中, 必须控制好进入锅炉的空气量与燃料量两者的比例. 若空气量与燃烧量之比相对较小, 则化学未完全燃烧损失越大. 因此, 为了使锅炉保持最佳燃烧工况, 必须使空气量与燃烧量的比例合适, 这个比例称为过剩空气系数, 数值应在 1.20~1.30 之间^[1]. 因为烟气中含氧量与过剩空气系数有确定(单值)的函数关系, 所以通常用连续测量烟气中氧气含量的方法来了解过剩空气系数, 用以判断燃烧状况, 控制进入炉膛的空气量, 从而维持最佳风煤比, 达到优化燃烧的目的.

由于目前烟气含氧量测量设备精度不高, 投资大, 使用寿命短, 而且测量滞后较大, 不利于燃烧过程的在线测控, 从而直接地影响经济燃烧^[2]. 近年来逐步形成了软测量技术来解

决此类问题方法. 采用间接测量的思路, 利用易于获取的其它测量方法, 通过计算来实现被检测量的估计, 近来在过程控制和检测领域涌现出的一种新技术—软测量技术(Soft Sensing Technique)正是这一思想的集中体现.

软测量技术也称为软仪表技术^[3](Soft sensor Technique), 就是利用易测过程变量(如工业过程中容易获取的压力、温度等过程参数), 依据这些易测过程变量与难以直接测量的待测过程变量(如锅炉燃烧过程中的烟气含量等)之间的软测量模型, 通过各种计算和估计方法, 从而实现对待测过程变量的测量.

广义预测控制(Generalized Predictive Control, 简称 GPC)是具有预测模型、滚动优化和反馈校正和自适应技术特点的一种先进算法^[4]. 论文在研究新型广义预测算法的基础上, 给出了基于广义预测技术的烟气含量软测量方法, 为锅炉燃烧过程中关键参数的准确、实时、在线软测量提供了新的手段.

2 模型的建立

在计算机优化各种锅炉燃烧过程中,通常根据烟气含量来控制调节风量,同时参考调节燃料量 M , 噪声干扰信号,用以控制空气过剩系数或最佳氧含量,控制策略框图如图 1 所示.

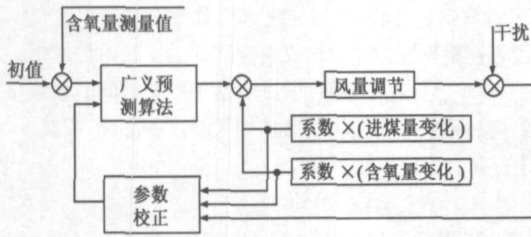


图 1 烟气含氧量测控图

下面基于广义预测 CARIMA 预测模型构建烟气含氧量的测控模型

$$\bar{A}(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})\Delta u(t-1) + D(z^{-1})\Delta v(t-1) + C(z^{-1})\xi(t) \quad (1)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{A}(z^{-1}) &= A(z^{-1})\Delta = A(z^{-1}) - z^{-1}A(z^{-1}) \\ &= 1 + (a_1 - 1)z^{-1} + \dots + (a_n - a_{n-1})z^{-n} - a_n z^{-n-1} \\ &= 1 + \sum_{i=1}^{n+1} (a_i - a_{i-1})z^{-i} = 1 + \sum_{i=1}^{n+1} \bar{a}_i z^{-i} \end{aligned} \quad (2)$$

这里 $a_0 = 1, a_{n+1} = 0, \bar{a}_i = a_i - a_{i-1}, i = 1, 2, \dots, n+1$;

$A(z^{-1}), B(z^{-1}), C(z^{-1})$ 和 $D(z^{-1})$ 是后移算子的多项式.

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_n z^{-n}; \\ B(z^{-1}) &= b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_n z^{-n}; \\ C(z^{-1}) &= 1 + c_1 z^{-1} + c_2 z^{-2} + \dots + c_n z^{-n}; \\ D(z^{-1}) &= d_0 + d_1 z^{-1} + d_2 z^{-2} + \dots + d_n z^{-n}; \end{aligned}$$

差分算子 $\Delta = 1 - z^{-1}$.

$y(t), u(t), v(t), \xi(t)$ 分别表示输出量(被控量—烟气含氧量)、输入量(控制量—鼓风量)、前馈(可测扰动—进煤量)和正态白噪声干扰. 引入辅助输出

$$\varphi(t) = P(z^{-1})y(t) \quad (3)$$

式(3)中 $P(z^{-1})$ 为有理式:

$$P(z^{-1}) = P_{n_1}(z^{-1})/P_{n_2}(z^{-1})$$

P_{n_i} 为 n_i 次多项式, $i = 1, 2$

目标函数为

$$J = E \left\{ \sum_{j=1}^N [P(z^{-1})y(t+j) - w(t+j)]^2 + \lambda \sum_{j=1}^M [Q(z^{-1})u(t+j-1)]^2 \right\} \quad (4)$$

在式(4)中, N 表示预测时域, M 是控制时域, λ 为控制加权系数,用以限制控制幅度, $0 < \lambda < +\infty, 1 \leq M \leq N, \Delta u(t+j-1) = 0$, 当 $j = M+1, M+2, \dots, N$ (表示在第 $M+1$ 步后控制量不再变化)

$Q(z^{-1})$ 是控制加权有理式:

$$Q(z^{-1}) = Q_{n_3}(z^{-1})/Q_{n_4}(z^{-1})$$

其中 $Q_{n_i}(z^{-1})$ 为 n_i 次多项式 $i = 3, 4$

$w(t+j)$ 为设定值(或期望值)序列, 这里

$$[Q(z^{-1}) = (1 - z^{-1})/(1 - q_1 z^{-1}), 0 \leq q_1 \leq 1]$$

$$\begin{cases} w(t) = y_r(t), \\ w(t+j) = \alpha w(t+j-1) + (1-\alpha)y_r(t), \quad j = 1, 2, \dots, N \end{cases}$$

其中 α 是柔化因子 $0 \leq \alpha \leq 1$ (调解跟踪速度), $y_r(t)$ 为设定值.

式(4)中性能指标 J 采用了长时段预测的概念, 把所要优化的方差从一个时间点扩大到一段时域. 由于以多步预测优化代替了一步预测优化, 即使对时滞估计不当或时滞发生变化仍能从整体优化中得到合理的优化.

引入 Diophantine(丢番图方程)

$$T(z^{-1})P_{n_1}(z^{-1})/P_{n_2}(z^{-1}) = R_j(z^{-1})\bar{A}(z^{-1}) + z^{-1}S_j(z^{-1})/P_{n_2}(z^{-1}) \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中 $T(z^{-1})$ 为给定的滤波多项式:

$$T(z^{-1}) = 1 + t_1 z^{-1} + \dots + t_n z^{-n}$$

$R_j(z^{-1})$ 和 $S_j(z^{-1})$ 为待求多项式, 阶次分别为 $j-1$ 和

$\max\{n_a + n_2, n_t + n_1 - j\}$, 即 $\deg R_j(z^{-1}) = j-1$,

$\deg S_j(z^{-1}) = \max\{n_a + n_2, n_t + n_1 - j\} \triangleq S$

$$R_j(z^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^{j-1} r_{ji} z^{-i} \quad S_j(z^{-1}) = \sum_{i=1}^S s_{ji} z^{-i}$$

在式(1)两端同乘以 $\frac{R_j(z^{-1})}{T(z^{-1})}z^j$ 后可得

$$\begin{aligned} \frac{R_j(z^{-1})}{T(z^{-1})}\bar{A}(z^{-1})y(t+j) &= \frac{B(z^{-1})}{T(z^{-1})}R_jT(z^{-1})\Delta u(t+j-1) + \\ &\quad \frac{D(z^{-1})}{T(z^{-1})}R_jT(z^{-1})\Delta v(t+j-1) + \\ &\quad \frac{C(z^{-1})}{T(z^{-1})}R_jT(z^{-1})\xi(t+j) \end{aligned} \quad (6)$$

将式(5)中 $R_j(z^{-1})\bar{A}(z^{-1})$ 代入式(6)整理后有

$$\begin{aligned} P(z^{-1})y(t+j) &= \frac{S_j(z^{-1})}{T(z^{-1})} \frac{1}{P_{n_2}(z^{-1})} y(t) + \frac{B(z^{-1})R_j(z^{-1})}{T(z^{-1})} \Delta u \\ &\quad (t+j-1) + \frac{D(z^{-1})R_j(z^{-1})}{T(z^{-1})} \Delta v(t+j-1) \\ &\quad + \frac{C(z^{-1})R_j(z^{-1})}{T(z^{-1})} \xi(t+j) \end{aligned} \quad (7)$$

在式(7)中, 为简化将括号中算子 z^{-1} 省去, 并记 $G_j = R_jB; H_j = R_jD; y_f(t) = y(t)/T; \Delta u_f(t) = \Delta u(t)/T; \Delta v_f(t) = \Delta v(t)/T; j = 1, 2, \dots, N$

对于前馈量 $V(t)$, 当 $j > 0$ 时, 假定 $\Delta v_f(t+j) = 0$, 对于控制量 $u(t)$, 当 $j > M(1 < M \leq N)$ 时, $\Delta u_f(t+j-1) = 0$

从而得到辅助 $\varphi(t)$ 在 t 时刻的多步预测输出为:

$$\varphi(t+j/t) = S_j(z^{-1})y_f(t)/P_{n_2} + G_j \Delta u_f(t+j-1) + H_j \Delta v_f(t+j-1) + CR_j \xi(t+j)/T, \quad j = 1, 2, \dots, N$$

记

$$\varphi^m = [\varphi(t+1/t), \varphi(t+2/t), \dots, \varphi(t+N/t)]_{1 \times N}^T$$

$$\dot{u} = [\Delta u_f(t), \Delta u_f(t+1), \dots, \Delta u_f(t+M-1)]_{1 \times M}^T$$

$$\mathbf{f} = [f(t+1), \dots, f(t+N)]^T_{1 \times N}$$

$$\mathbf{\check{e}} = \left[\frac{cR_1}{T} \xi(t+1), \frac{cR_2}{T} \xi(t+2), \dots, \frac{cR_N}{T} \xi(t+N) \right]^T_{1 \times N}$$

并且

$$f(t+j) = (G_j - g_{j-1}z^{-j+1} - g_{j-2}z^{-j+2} - \dots - g_1z^{-1} - g_0) \Delta u_f(t+j-1) + H_j \Delta v_f(t+j-1) + S_j y_f(t) / P_{n_2}$$

$$j = 1, 2, \dots, N$$

$$G = \begin{bmatrix} g_0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ g_1 & g_0 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{M-1} & g_{M-2} & \dots & \dots & g_0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{N-1} & g_{N-2} & \dots & \dots & g_{N-M} \end{bmatrix}_{N \times M}$$

其中 g_i 是 $G_N(z^{-1})$ 中对应于 z^{-j} 的系数, $j = 1, 2, \dots, N-1$.

从而可得时刻 t 时的多步辅助输出向量表达式,

$$\Psi = G\mathbf{u} + \mathbf{f} + \mathbf{\check{e}} \tag{8}$$

由于在 t 时刻未来的噪声 $\xi(t+j)$ $j = 1, 2, \dots, N$ 都是未知的, 所以在 t 时刻的预测输出向量表达式为

$$\Psi = G\mathbf{u} + \mathbf{f} \tag{9}$$

为了将性能指标中 $Q(z^{-1})u(t)$ 统一用 \mathbf{u} 表示, 再引入一个 Diophantine(丢番图)方程

$$\frac{Q_{n_3}}{Q_{n_4}} T = E_j \Delta + z^{-j} \frac{F_j}{Q_{n_4}}, \quad j = 1, 2, \dots, N \tag{10}$$

E_j 和 F_j 为待求多项式, $\deg E_j = j-1, \deg F_j = n_4, E_j = 1 +$

$$\sum_{i=1}^{j-1} e_{ji} z^{-i}, F_i = \sum_{i=0}^{n_4} f_{ji} z^{-i}, j = 1, 2, \dots, M$$

$$\text{令 } \Psi = [Q \bullet u(t), Q \bullet u(t+1), \dots, Q \bullet u(t+M-1)]^T, \mathbf{\check{v}} = [F_1 \bullet u_f(t-1)/Q_{n_4}, \dots, F_M \bullet u_f(t-1)/Q_{n_4}]^T$$

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ e_{21} & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ e_{32} & e_{31} & 1 & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ e_{MM-1} & e_{MM-2} & \dots & \dots & e_{M1} & 1 \end{bmatrix}_{M \times N}$$

其中 e_{ji} 为 $E_j(z^{-1})$ 中对应 z^{-j} 的系数 $i = 1, 2, \dots, j-1; j = 1, 2, \dots, M$

从而可得

$$\Psi = P\mathbf{u} + \mathbf{\check{v}} \tag{11}$$

令 $\check{w} = [w(t+1), \dots, w(t+N)]^T$, 利用式(9)、(10)、(11)

可得目标函数式(4)写成下列形式:

$$J = E\{(\Psi - w)^T(\Psi - w) + \lambda \Psi^T \Psi\} = E\{(G\mathbf{u} + \mathbf{f} + \mathbf{\check{e}} - \check{w})^T(G\mathbf{u} + \mathbf{f} + \mathbf{\check{e}} - \check{w}) + \lambda(P\mathbf{u} + \mathbf{\check{v}})^T(P\mathbf{u} + \mathbf{\check{v}})\} \tag{12}$$

3 广义预测软仪表的设计

根据广义预测新型算法设计软仪表, 参数辨识设计及软仪表测量步骤如下:

- (1) 读入参数 $N, M, \lambda, P(z^{-1}), Q(z^{-1}), T(z^{-1})$ 及参数估计算法中初始值 $\alpha, \theta_0(t), m$ 单位阵 I .

$$(2) t = 0, P(t) = \alpha^2 I, \theta(t) = 0;$$

(3) 用公式[5]

$$\theta_1(t) = \theta_1(t-1) + \frac{P(t-1)\Phi_1^T(t-1)[\Delta y_f(t) - \Phi_1^T(t-1)\theta_1(t-1)]}{\beta(t) + \Phi_1(t-1)P(t-1)\Phi_1^T(t-1)}$$

$$\beta(t) = 1 - \frac{1}{N(t)}$$

$$N(t) = 1 + \frac{1 + \Phi_1^T(t-1)P(t-1)\Phi_1(t-1)}{[\Delta y_f(t) - \Phi_1^T(t-1)\theta_1(t-1)]^2} \eta(t)$$

记

$$\Psi(t) = P(t-1) - \frac{P(t-1)\Phi_1(t-1)\Phi_1^T(t-1)P(t-1)}{1 + \Phi_1^T(t-1)P(t-1)\Phi_1(t-1)}$$

如果 $\text{trace}[\Psi(t)]/\beta(t) \leq \rho$

则 $P(t) = \Psi(t)/\beta(t)$

否则 $P(t) = \Psi(t)$

参数 $\eta(t)$ 与 ρ 的选择同上, 初值 $P(0)$ 及 $\theta_1(0)$ 选法同上, 从而可得 $\xi_f(j)$ 的平滑估值.

$$\xi_f(j) = \Delta y_f(j) - \Phi_1^T(j)\theta_1(t+1), \quad j = t-1, \dots, t-n_c$$

这样就给出了 $\xi_f(j)$.

(4) 将 $\xi_f(j)$ 代入公式

$$\Phi^T(t-1) = [-\Delta y_f(t-1), \dots, -\Delta y_f(t-n_a), \Delta u_f(t-1), \Delta u_f(t-2), \dots, \Delta u_f(t-n_b-1), \Delta v_f(t-1), \dots, \Delta v_f(t-n_d-1), \xi_f(t-1), \dots, \xi_f(t-n_c)]$$

的 Φ^T 中, 用公式

$$\theta(t) = \theta(t-1) + \frac{p(t-1)\Phi(t-1)[\Delta y_f(t) - \Phi^T(t-1)\theta(t-1)]}{\beta(t) + \Phi^T(t-1)p(t-1)\Phi(t-1)}$$

估计参数 $A(z^{-1}), B(z^{-1}), C(z^{-1}), D(z^{-1})$;

(5) 利用新型递推优化算法[5] 得到最优值 \check{u} ;

(6) 利用公式 $\Delta u_f(t) = [1, 0, 0, 0]^T \check{u}$

则在 t 时刻的控制量为

$$u(t) = T(z^{-1})[u_f(t-1) + \Delta u_f(t)]$$

计算 t 时刻的控制量 $u(t)$; 把 $u(t)$ 作为历史数据存储; 利用 t 时刻 $u(t)$ 值计算测量 t 时刻的被测量 $y(t)$ 的值;

(7) 置 $t = t+1$, 返回步(2).

4 测量对比实验

应用新型广义预测算法的软仪表、传统 GPC 的软仪表以及氧化锆仪表对烟气含氧量进行测量, 如图 2、图 3 所示. 在同样的计算机环境下进行研究的结果如下: M 取 20 时, 新旧算法的计算时间分别 0.209s 和 0.02s. 显然, 系统的维数越大, 即预测时域和控制时域加大, 节省的时间越多, 稳定性更好. 围绕给定值, 图 3 所示传统算法测量烟气含氧量明显有滞后且波动范围较大.

如果采用氧化锆硬件测量, 那么系统滞后将高达 60s 以上. 在不同工况 0~60s 内测量时, 由于控制量(风量)的改变和给煤的扰动, 以及炉内燃烧过程的时滞特点, 使得氧化锆测量值不能真实反映炉内燃烧情况, 超调量高达 50%~300%, 时滞时间长达 60m 以上, 测量数据严重失实, 使得锅炉控制无法正确运行; 而采用广义预测软测量方法测得数据超调量

很小,能够反映出含氧量变化的实际情况.在不同工况 60s~120s 内测量时,由于炉内燃烧已经达到稳定状态,采用软硬仪表方案测得数据都能得到比较满意的结果.

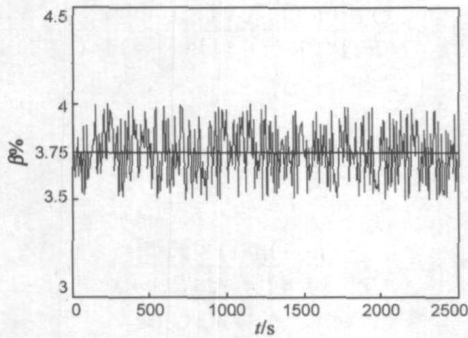


图 2 新型算法含氧量测试图

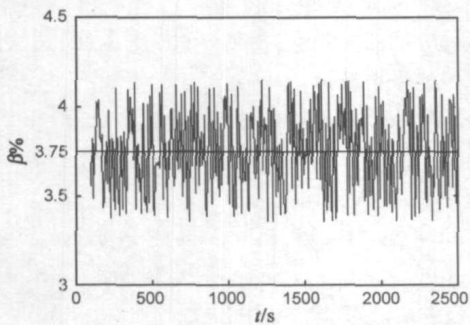


图 3 传统算法含氧量测试图

5 结论

运用新型广义预测控制算法构建的软仪表能够客观反映锅炉燃烧过程中任何时段的真实情况,提高了烟气含氧量的测量精度,优化了锅炉燃烧控制系数的性能.随着广义预测控制理论的发展和预测算法的改进,测量精度还可进一步提高.基于广义预测的含氧量软测量技术为工业锅炉的氧量测量提供了新的手段,也为锅炉燃烧过程中其它关键参数如烟气温度的准确、实时、在线软测量开辟了新的途径,对实现燃烧系统的闭环控制和优化运行具有重要的意义,必将极大地推动先进过程控制的发展,在企业信息化的进程中发挥它应有的作用.

参考文献:

[1] 张希光,王继承.提高锅炉炉膛出口烟气含氧量的测量准确度减少锅炉结焦和降低机组煤耗[J].节能技术,2001,

19(3):29-31.

Zhang Xi guang, Wang Ji cheng. Improve the accuracy of oxygen concentration measurement at furnaces outlet to reduce boiler slag and coal consumption[J]. Energy Conservation Technology, 2001, 19(3):29-31. (in Chinese)

[2] 韩璞,王东风,翟永杰.基于神经网络的火电厂烟气含氧量软测量[J].信息与控制,2001,30(2):189-192.

Han Pu, Wang Dong feng, Zhai Yong jie. Soft sensing of O_2 content in flue gas of power plant based on neural networks[J]. Information and Control, 2001, 30(2):189-192. (in Chinese)

[3] Clarke D W, Scattolini R. Constrained receding horizon predictive control[J]. IEE Proc Part D, 1991, 138: 347-354.

[4] 李青海,黄志尧,等.软测量技术原理及应用[M].北京:化学工业出版社,2000.

Li Qing hai, Huang Zhi yao, et al. Soft Sensing Technology and Application[M]. Beijing: Chemical Industry Publishing Company, 2000. (in Chinese)

[5] 郑德忠,何群.一种加权广义预测自适应递推优化控制算法[J].电子学报,2005,33(8):112-115.

Zheng De zhong, He Qu. A kind of adaptive recursive optimization control algorithm of weighted generalized predictive control[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(8):112-115. (in Chinese)

作者简介:



郑德忠 男,1949年生,教授、博士生导师,燕山大学校学术委员会委员、《传感技术学报》副主编、河北省信息化专家组成员、河北省人工智能学会副理事长.主要研究方向为系统仿真、信号处理、遥测遥控和先进控制等.负责主持了40余项纵向科研课题,获机械部科技进步奖等省部级奖4项,发表论文80余篇.

E-mail: qhdzd@sina.com



何群 男,1969年10月生于陕西省西安市,博士研究生.主要研究方向为预测控制和虚拟仪器等,发表论文20余篇,获机械工业科学技术奖等省部级奖2项. E-mail: hq@ysu.edu.cn