

# 解耦广义预测控制(DGPC) 在循环流化床锅炉控制中的应用

徐向东，张永哲

(清华大学 热能工程系，北京 100084)

**摘要** 循环流化床燃烧技术因其高效、低污染性能而倍受重视，但由于其中存在的强耦合问题使得常规 PID 难以达到好的控制效果。本文采用多变量解耦广义预测控制策略为其设计了控制系统，并在所建立的循环流化床锅炉动态数学模型基础上进行了仿真实验，结果表明控制效果明显优于普通广义预测控制。

**关键词** 循环流化床；解耦广义预测控制；仿真

## 1 引言

广义预测控制是 1987 年由 Clarke 首次提出的，目前它已成为工业应用及学术研究中受人关注的一种基于模型参数的预测控制策略。它在许多工业实际中的成功应用，尤其在对工业对象动态特性知之甚少的情况下所表现出的良好的鲁棒性，更提高了它的实际应用价值。对于多输入多输出系统，由于系统内部的相互耦合给系统控制带来了困难，要想取得满意的控制效果，就要研究多变量系统的解耦问题。

循环流化床锅炉是一个复杂的热工对象，特别是主汽压和床温均受到给煤量和送风量的影响，二者成为强耦合量，常规的 PID 调节系统不能保证调节质量，而文采用本解耦广义预测控制方法，得到了较好的控制效果。

## 2 解耦广义预测控制设计方法

被控过程的数学模型采用下列具有随机阶跃扰动非平稳噪声的离散差分方程描述：

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k-1) + \xi(k)/\Delta \quad (1)$$

其中：

$$A(z^{-1}) = I + A_1 z^{-1} + A_2 z^{-2} + \cdots + A_{nA} z^{-nA},$$

$$B(z^{-1}) = B_0 + B_1 z^{-1} + B_2 z^{-2} + \cdots + B_{nB} z^{-nB}$$

$u(t)$  和  $y(t)$  为  $n$  维输入和  $n$  维输出向量， $\xi(t)$  是均值为零、方差为  $\sigma^2 I$  的白噪声。并假设  $A(z^{-1})$  为一对角矩阵。

将  $B(z^{-1})$  分为两部分：

$$B(z^{-1}) = \bar{B}(z^{-1}) + \tilde{B}(z^{-1}) \quad (2)$$

其中  $\bar{B}(z^{-1})$  是一个对角矩阵多项式,  $\tilde{B}(z^{-1})$  是一个对角线为零的矩阵多项式。可以看出,  $\bar{B}(z^{-1})$  是输入输出对之间的直接联系, 而  $\tilde{B}(z^{-1})$  则是通道之间的相互耦合部分。式(1)可以为:

$$\bar{A}(z^{-1})y(k) = \bar{B}(z^{-1})\Delta u(k-1) + \tilde{B}(z^{-1})\Delta u(k-1) + \xi(k) \quad (3)$$

其中,  $\bar{A}(z^{-1}) = A(z^{-1})\Delta$ ,  $\bar{A}(z^{-1})$  也是对角矩阵。

定义 Diophatine 方程:

$$I = R_j(z^{-1})\bar{A}(z^{-1}) + z^{-j}S_j(z^{-1}) \quad (4)$$

其中,

$$R_j(z^{-1}) = I + r_{j,1}z^{-1} + r_{j,2}z^{-2} + \cdots + r_{j,j-1}z^{-(j-1)},$$

$$S_j(z^{-1}) = s_{j,0} + s_{j,1}z^{-1} + s_{j,2}z^{-2} + \cdots + s_{j,nA}z^{-nA}$$

由于  $\bar{A}(z^{-1})$  是对角矩阵, 所以  $R_j(z^{-1})$  和  $S_j(z^{-1})$  也是对角矩阵。用  $R_j(z^{-1})$  左乘 (1) 式并化简可得,

$$y(k+j) = \bar{G}_j(z^{-1})\Delta u(k+j-1) + \tilde{G}_j(z^{-1})\Delta u(k+j-1) + S_j(z^{-1})y(k) + R_j(z^{-1})\xi(k+j) \quad (5)$$

式中,  $\bar{G}_j(z^{-1}) = \bar{B}(z^{-1})R_j(z^{-1})$ ,  $\tilde{G}_j(z^{-1}) = \tilde{B}(z^{-1})R_j(z^{-1})$ .

显然, 上式的前三项和第四项不相关, 则  $j$  步导前最优预测为:

$$y_p((k+j)/k) = \bar{G}_j(z^{-1})\Delta u(k+j-1) + \tilde{G}_j(z^{-1})\Delta u(k+j-1) + S_j(z^{-1})y(k) \quad (6)$$

其中  $j$  为预测步数 ( $j=1, 2, \dots, P$ ),  $P$  为最大预测时域长度。

将  $\bar{G}_j(z^{-1})$  和  $\tilde{G}_j(z^{-1})$  分别分为两部分:

$$\bar{G}_j(z^{-1}) = F_j(z^{-1}) + z^{-j}L_j(z^{-1}), \quad \tilde{G}_j(z^{-1}) = \tilde{F}_j(z^{-1}) + z^{-j}\tilde{L}_j(z^{-1})$$

其中:

$$F_j(z^{-1}) = f_{j,0} + f_{j,1}z^{-1} + f_{j,2}z^{-2} + \cdots + f_{j,j-1}z^{-(j-1)},$$

$$L_j(z^{-1}) = l_{j,0} + l_{j,1}z^{-1} + \cdots + l_{j,nB-1}z^{-(nB-1)},$$

$$\tilde{F}_j(z^{-1}) = \tilde{f}_{j,0} + \tilde{f}_{j,1}z^{-1} + \tilde{f}_{j,2}z^{-2} + \cdots + \tilde{f}_{j,j-1}z^{-(j-1)},$$

$$\tilde{L}_j(z^{-1}) = \tilde{l}_{j,0} + \tilde{l}_{j,1}z^{-1} + \cdots + \tilde{l}_{j,nB-1}z^{-(nB-1)}$$

则优化算式可以改写为:

$$y_p((k+j)/k) = F_j(z^{-1})\Delta u(k+j-1) + \tilde{F}_j(z^{-1})\Delta u(k+j-1) + S_j(z^{-1})y(k) + L_j(z^{-1})\Delta u(k-1) + \tilde{L}_j(z^{-1})\Delta u(k-1) \quad (7)$$

控制性能指标选取如下:

$$J = E \left\{ \sum_{j=1}^P q_j \left[ y_p(k+j) - y_r(k+j) + \tilde{T}_j(z^{-1}) \Delta u(k+j-1) \right]^2 + \sum_{j=1}^M \lambda_j [\Delta u(k+j-1)]^2 \right\} \quad (8)$$

其中,  $M$  为控制时域长度;  $Q_j$  和  $\lambda_j$  为输出预测误差和控制增量加权系数, 都是对角矩阵;  $y_r(k+j)$  为参考输入轨迹. 同一般的广义预测控制性能指标相比, 式中多出一项  $\tilde{T}_j(z^{-1}) \Delta u(k+j-1)$ , 主要是用来消除各通道之间的耦合作用

选择  $\tilde{T}_j(z^{-1})$  满足:

$$\tilde{T}_j(z^{-1}) \Delta u(k+j-1) + \tilde{F}_j(z^{-1}) \Delta u(k+j-1) + L_j(z^{-1}) \Delta u(k-1) = H_j(z^{-1}) \Delta u(k-1) \quad (9)$$

$$\text{其中, } H_j(z^{-1}) = h_{j,0} + h_{j,1} z^{-1} + h_{j,2} z^{-2} + \cdots + h_{j,nH} z^{-nH}$$

这样,

$$J = E \left\{ \sum_{j=1}^P q_j \left[ F_j \Delta u(k+j-1) + S_j y(k) - y_r(k+j) + L_j \Delta u(k-1) + H_j \Delta u(k-1) \right]^2 \right\} \\ + E \left\{ \sum_{j=1}^M \lambda_j [\Delta u(k+j-1)]^2 \right\} \quad (10)$$

写成矩阵形式:

$$\mathbf{J} = [\mathbf{F} \Delta \mathbf{U}(k) + \mathbf{S} \mathbf{Y}(k) - \mathbf{Yr}(k) + \mathbf{L} \Delta \mathbf{U}(k-1) + \mathbf{H} \Delta \mathbf{U}(k-1)]^T \mathbf{Q} \\ [\mathbf{F} \Delta \mathbf{U}(k) + \mathbf{S} \mathbf{Y}(k) - \mathbf{Yr}(k) + \mathbf{L} \Delta \mathbf{U}(k-1) + \mathbf{H} \Delta \mathbf{U}(k-1)] + \Delta \mathbf{U}^T(k) \lambda \Delta \mathbf{U}(k) \quad (11)$$

对未来控制增量  $\Delta \mathbf{U}(k)$  求导, 并令其为零, 即得最优控制率:

$$\Delta \mathbf{U}(k) = (\mathbf{F}^T \mathbf{Q} \mathbf{F} + \lambda)^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{Q} (\mathbf{Yr}(k) - \mathbf{S} \mathbf{Y}(k) - \mathbf{L} \Delta \mathbf{U}(k-1) - \mathbf{H} \Delta \mathbf{U}(k-1)) \quad (12)$$

设  $\mathbf{D} = [d_1 \ d_2 \ \cdots \ d_P]$  为矩阵  $(\mathbf{F}^T \mathbf{Q} \mathbf{F} + \lambda)^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{Q}$  的前  $n$  行, 由于  $\mathbf{F}$ 、 $\mathbf{Q}$  和  $\lambda$  的分块矩阵均为对角矩阵, 显然  $d_i (i=1, 2, \dots, P)$  也必然是  $n$  行  $n$  列的对角矩阵.

$$\Delta \mathbf{u}(k) = [d_1 \ d_2 \ \cdots \ d_P] (\mathbf{Yr}(k) - \mathbf{S} \mathbf{Y}(k) - \mathbf{L} \Delta \mathbf{U}(k-1) - \mathbf{H} \Delta \mathbf{U}(k-1)) \\ = \mathbf{D} \mathbf{Yr}(k) - \mathbf{D} \mathbf{S} \mathbf{Y}(k) - \mathbf{D} \mathbf{L} \Delta \mathbf{U}(k-1) - \mathbf{D} \mathbf{H} \Delta \mathbf{U}(k-1) \quad (13)$$

代入式(3)可得:

$$[\mathbf{I} + z^{-1} \mathbf{D} \mathbf{L}] \bar{\mathbf{A}} \mathbf{y}(k+1) = \bar{\mathbf{B}} \mathbf{D} (\mathbf{Yr}(k) - \mathbf{S} \mathbf{Y}(k)) - \tilde{\mathbf{V}} \mathbf{u}(k) + \mathbf{W} \xi(k) \quad (14)$$

其中  $\tilde{\mathbf{V}}$  表示耦合项,

$$\tilde{\mathbf{V}} = z^{-1} \bar{\mathbf{B}} \mathbf{D} \mathbf{H} - [\mathbf{I} + z^{-1} \mathbf{E} \mathbf{L}] \bar{\mathbf{B}} \quad (15)$$

设  $\tilde{\mathbf{V}} = 0$ , 则:

$$[\mathbf{I} + z^{-1} \mathbf{D} \mathbf{L}] \bar{\mathbf{A}} \mathbf{y}(k+1) = \bar{\mathbf{B}} \mathbf{D} (\mathbf{Yr}(k) - \mathbf{S} \mathbf{Y}(k)) \quad (16)$$

式中  $\bar{\mathbf{A}}$  和  $\bar{\mathbf{B}}$  为对角矩阵多项式,  $\mathbf{D}$ 、 $\mathbf{L}$  和  $\mathbf{S}$  的分块为对角矩阵, 这样, 闭环系统实现了解耦. 由  $\tilde{\mathbf{V}} = 0$  可以求得所需的矩阵  $\mathbf{H}$  的值.

### 3 多变量线性系统的参数估计

### 3 多变量线性系统的参数估计

利用自校正控制中关于对象模型参数估计（或称系统辨识）的理论和方法，利用最小二乘算法和增广矩阵的方法来估计系统的模型参数。在实际应用中，由于参数估计必须在线地实时的进行，为避免最小二乘估计中对观测数据的积累存储，采用递推的最小二乘参数估计格式。

根据最小二乘原理，模型参数  $\theta$  的最小二乘参数估计递推算法为：

$$\left\{ \begin{array}{l} \theta(k+1) = \theta(k) + K(k+1)[y(k+1) - H(k+1)\theta(k)] \\ K(k+1) = P(k)H(k+1)\left(I + \phi^T(k+1)P(k)\phi(k+1)\right)^{-1} \\ P(k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k) \end{array} \right\} \quad (17)$$

### 4 循环流化床锅炉动态数学模型<sup>[4]</sup>

为了研究循环流化床锅炉在各种参数变动下的动态特性，建立了其相应的动态数学模型。循环流化床锅炉模型包括燃烧系统和汽水系统。燃烧系统动态模型以小室模型为主模型，以炉内物料的流动、燃烧及相互间传热为子模型。汽水系统与常规煤粉炉相似，模型包括上升管、下降管、汽包、过热器、省煤器等，汽水系统和燃烧系统相互耦合，计算通过迭带实现。通过计算机仿真，可以获得当给煤量、送风量等变化时锅炉内炉膛温度、主蒸汽压力、烟气含氧量等的变化状况。

### 5 循环流化床锅炉解耦广义预测控制及仿真

循环流化床是一个分布参数、非线性、时变、多变量紧密耦合的控制对象。由于我国目前很多循环流化床锅炉中没有外置式换热器，这样主汽压和床温均受到给煤量和送风量的影响，二者成为强耦合量，给燃烧系统的控制带来了困难。传统的 PID 控制算法很难达到要求。为了对循环流化床锅炉中主汽压和床温的控制取得满意的效果，采用给煤量和送风量为调节量，构成双入双出解耦广义预测控制系统。为了验证所设计的控制系统的有效性，在建立的动态数学基础上进行了仿真实验，下图为仿真框图：

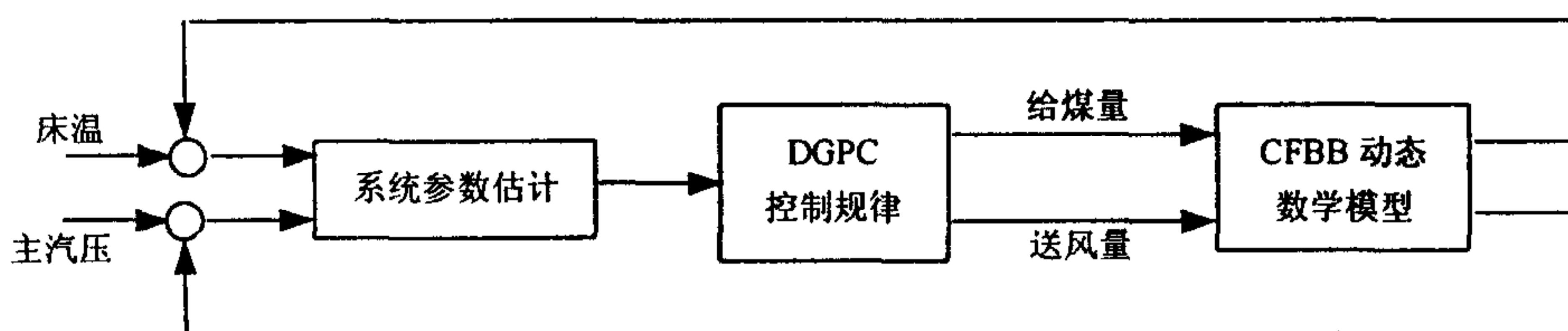
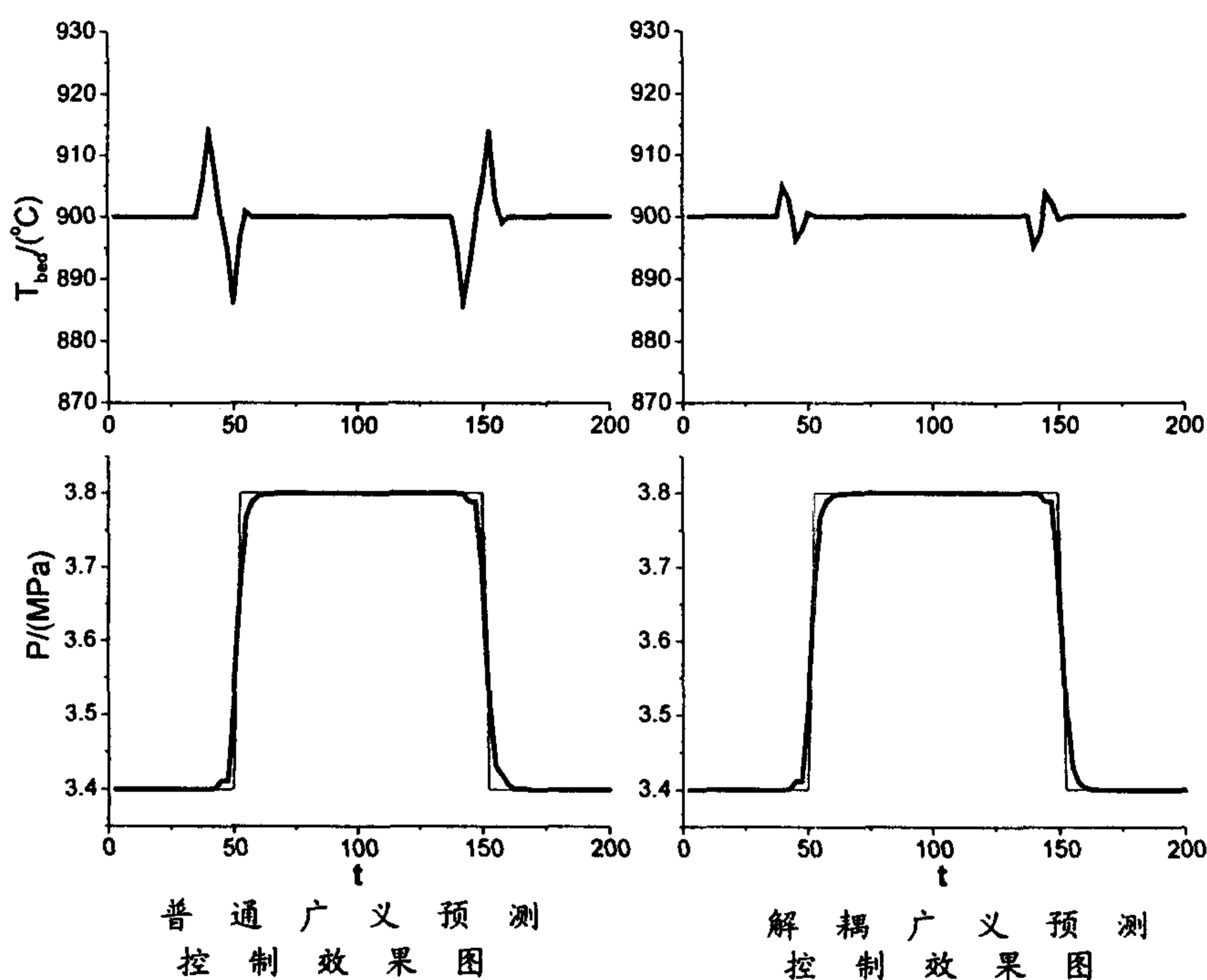


图 1 CFBB 的解耦广义预测控制仿真框图

仿真对象为一台 35t/h 的循环流化床锅炉，其动态特性的仿真结果表明床温对给

煤和送风的迟延时间大约为 1~1.5 分钟和 20 秒钟，主汽压对给煤和送风的迟延时间大约为 2~3 分钟和 1.5 分钟。这样，仿真中采样周期取为 10 秒钟，参数辨识中矩阵 B 的阶次取 20。控制目标使床温稳定在  $900^{\circ}\text{C}$ ，主汽压按方波规律变化，周期为 2000 秒，幅值为  $3.60 \pm 0.2 \text{ MPa}$ 。在  $P = 30, M = 2, \lambda = 0.5$  的相同条件下，对普通广义预测控制和解耦广义预测控制进行了对比仿真实验，结果示于下图。当主汽压波动时，普通广义预测控制中床温的跟随波动较大，大约在  $15^{\circ}\text{C}$  左右，而解耦广义预测控制中床温相对平稳得多，只有  $5^{\circ}\text{C}$  左右，且调节速度较快。



## 6 结论

为了解决循环流化床控制中主汽压和床温的强耦合问题，本文采用了解耦广义预测控制，仿真结果表明控制效果明显优于普通广义预测控制。同时，该方法又保留了 GPC 抗负荷扰动、鲁棒性强、适用于有迟延系统等优点，同样可以适用于其它耦合性强的热工过程的控制。

## 参 考 文 献

- Chai,T Y ,Mao,K Z and Qin,X F . Decoupling Design of Multivariable Generalized Predictive Control. *IEE Part.D*,1994, 141(3): 197-201
- 舒迪前. 预测控制系统及其应用. 北京: 机械工业出版社, 1996
- 席裕庚. 预测控制. 北京: 国防出版社, 1993
- 张永哲, 徐向东. 循环流化床锅炉燃烧系统动态数学模型与仿真. 煤炭转化, 2000, 23(1):51-55