

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.

C21B 5/00 (2006.01)

G05B 13/04 (2006.01)



[12] 发明专利申请公布说明书

[21] 申请号 200810163518.1

[43] 公开日 2009年6月17日

[11] 公开号 CN 101457264A

[22] 申请日 2008.12.29

[21] 申请号 200810163518.1

[71] 申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市江干区下沙高教  
园区2号大街

[72] 发明人 鲁仁全 薛安克 陈巧

[74] 专利代理机构 杭州求是专利事务所有限公司

代理人 杜军

权利要求书5页 说明书9页 附图1页

[54] 发明名称

高炉炉温优化控制方法

[57] 摘要

本发明涉及高炉炉温优化控制方法。现今高炉炼铁企业的温度控制多由经验来决定,不准确。本发明考虑了实际参数的时滞性和不确定性,通过建立阶梯式动态矩阵预测控制算法的预测模型对高炉炉温进行预测,然后通过滚动优化,反馈校正等环节,从而保证得出最优的稳定的喷煤量,鼓风量,冷却水水流量这三个因素的用量,具体步骤包括:建立容许控制集、建立预测模型、模型转化、反馈校正、滚动优化、得出最优控制率。本发明方法考虑了实际参数的时滞性和不确定性,修正模型误差,保证了生成最优的喷煤量,鼓风量,冷却水水流量。

1、高炉炉温优化控制方法，其特征在于该方法的具体步骤是：

步骤(1). 采集高炉炉温控制运行的喷煤量、鼓风量和冷却水水流量的参数，用欧式空间对其进行不确定性度量，建立容许控制集 $\Omega$ ，描述如下：

$$\Omega = \{ \Delta A_i(k) \in R^{n \times n}, h(k) \in R, i = 0, 1, 2, \| \Delta A_i(k) \| < \infty, 0 < h(k) < h \}$$

$\Delta A_0(k)$  表示范数有界的温度输出参数的不确定性， $\Delta A_1(k)$  表示范数有界的控制输入参数的不确定性， $\Delta A_2(k)$  表示范数有界的控制量时滞参数的不确定性， $h(k)$  表示时变时滞， $h$  表示时滞上界， $R^{n \times n}$  表示欧式空间；

$$\Delta A(k) = [\Delta A_0(k), \Delta A_1(k), \Delta A_2(k)]^T$$

$$\Delta A_i(k) = E_i F(t) W_i$$

$E_i \in R^{n \times l}$  和  $W_i \in R^{l \times n}$  是已知可测的实参数， $F(t)$  是具有Lebesgue可测元的不确定性，满足  $\|F(t)\| < 1$ ；

步骤(2). 建立预测模型，具体方法是：以喷煤量、鼓风量和冷却水水流量为控制输入量，十字测温仪观测温度为输出量，在容许控制集 $\Omega$ 的范围内，建立基于最小二乘法的离散差分形式的不确定时滞受控自回归滑动平均模型：

$$[A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})]y(k) = [A_1(z^{-1}) + \Delta A_1(z^{-1})]u(k) + [A_2(z^{-1}) + \Delta A_2(z^{-1})]u(k - h(k))$$

$y(k)$  表示十字测温仪观测到的温度值， $u(k)$  表示控制输入变量， $u(k - h(k))$  表示控制输入变量的时滞， $A_0(z^{-1})$ 、 $A_1(z^{-1})$  和  $A_2(z^{-1})$  表示通过辨识得到的已知的实参数矩阵；

$$y(k) = [y_1(k), y_2(k), \dots, y_n(k)]^T; \quad y_i(k) \in R^{n \times 1}, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$u(k) = [u_1(k), u_2(k), u_3(k)]^T, \quad u_1(k) \in R^{m \times 1}, \quad u_2(k) \in R^{m \times 1}, \quad u_3(k) \in R^{m \times 1}$$

$u_1(k)$  表示喷煤量、 $u_2(k)$  表示鼓风量、 $u_3(k)$  表示冷却水水流量；

$$A(z^{-1}) = [A_0(z^{-1}), A_1(z^{-1}), A_2(z^{-1})]^T;$$

$$A_0(z^{-1}) = I + \sum_{i=1}^{na} a_i z^{-i}, \quad A_1(z^{-1}) = \sum_{i=1}^{nb} b_i z^{-i}, \quad A_2(z^{-1}) = \sum_{i=1}^{nc} c_i z^{-i},$$

$$\Delta A_0(z^{-1}) = I + \sum_{i=1}^{na} \Delta a_i z^{-i}, \quad \Delta A_1(z^{-1}) = \sum_{i=1}^{nb} \Delta b_i z^{-i}, \quad \Delta A_2(z^{-1}) = \sum_{i=1}^{nc} \Delta c_i z^{-i},$$

$$\|\Delta a_i\| < e_{i1} f(k) \omega_{i1}, \quad \|\Delta b_i\| < e_{2i} f(k) \omega_{2i}, \quad \|\Delta c_i\| < e_{3i} f(k) \omega_{3i},$$

其中， $e_{i1}$ ， $e_{2i}$ ， $e_{3i}$ ， $\omega_{i1}$ ， $\omega_{2i}$  和  $\omega_{3i}$  是已知可测的实参数， $f(k)$  是具有 Lebesgue 可测元的不确定性，满足  $\|f(k)\| < 1$ ；

步骤(3). 把建立的高炉炉温控制的参数最小化模型转化成基于脉冲响应传递函数的不确定时滞非参数化预测模型：

$$\hat{y}_m(k+1) = \sum_{l=1}^N (g_l + \Delta g_l) u(k+1-l) + \sum_{t=1}^N (s_t + \Delta s_t) u(k-h(k)+1-t)$$

$\hat{y}_m(k+1)$  表示  $k+1$  时刻预测模型的输出温度值， $N$  为建模时域， $u(k+1-l)$  表示  $k+1-l$  时刻的控制输入变量， $u(k-h(k)+1-t)$  表示  $k+1-t$  时刻控制输入变量的时滞， $g_l$  和  $s_t$  表示通过辨识得到的已知的实参数矩阵； $\Delta g_l$  表示范数有界的控制输入量的不确定性， $\Delta s_t$  表示范数有界的控制输入量时滞的不确定性，

$$z^{-1} [G(z^{-1}) + \Delta G(z^{-1})] = z^{-1} \frac{A_1(z^{-1}) + \Delta A_1(z^{-1})}{A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})}$$

$$\text{其中} \quad \frac{A_1(z^{-1}) + \Delta A_1(z^{-1})}{A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})} = g_{1\Delta} + g_{2\Delta} + \cdots + g_{N\Delta}$$

$$g_{l\Delta} = g_l + \Delta g_l (l = 1, \cdots, N), \quad G(z^{-1}) = \sum_{l=1}^n g_l z^{-l}, \quad \Delta G(z^{-1}) = \sum_{l=1}^n \Delta g_l z^{-l}$$

$$z^{-1} [G(z^{-1}) + \Delta G(z^{-1})] = z^{-1} \frac{A_2(z^{-1}) + \Delta A_2(z^{-1})}{A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})}$$

$$\text{其中 } \frac{A_2(z^{-1}) + \Delta A_2(z^{-1})}{A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})} = s_{1\Delta} + s_{2\Delta} + \cdots + s_{N\Delta}$$

$$s_{i\Delta} = s_i + \Delta s_i (i = 1, \cdots, N), \quad S(z^{-1}) = \sum_{i=1}^n s_i z^{-i}, \quad \Delta S(z^{-1}) = \sum_{i=1}^n \Delta s_i z^{-i}$$

步骤(4). 修正预测输出, 实现反馈校正, 具体方法如下: 比较实际输出和预测模型输出, 构建预测模型误差, 通过对误差加权的方式来修正对未来输出的预测, 实现对下一步预测输出的反馈校正; 预测输出  $\hat{y}_p(k)$  表示为:

$$\hat{y}_p(k) = \begin{bmatrix} \hat{y}(k+1) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{y}_m(k) + \rho_1 e_1(k) \\ \vdots \\ \hat{y}_m(k+p-1) + \rho_p e_p(k) \end{bmatrix},$$

其中  $P$  为预测时域,  $\rho_i (i = 1, 2, \cdots, p)$  为预测模型误差的权值,  $e(k)$  为预测模型误差;

$$e(k) = \begin{bmatrix} e_1(k) \\ \vdots \\ e_p(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(k) - \hat{y}_m(k) \\ \vdots \\ y(k+p-1) - \hat{y}_m(k+p-1) \end{bmatrix}$$

步骤(5). 建立性能指标, 进行在线的滚动优化, 通过将反馈校正后的预测温度输出值与实际的温度参考值进行比较, 建立输出预测误差和控制量加权的二次型性能指标, 描述如下:

$$J(k) = [\hat{Y}_p(k+P) - Y_r(k+P)]^T Q [\hat{Y}_p(k+P) - Y_r(k+P)] + \Delta U_M(k+M-1)^T R \Delta U_M(k+M-1)$$

其中  $\hat{Y}_p(k+P)$  表示温度的输出预测值,  $Y_r(k+P)$  表示温度的参考轨迹值,  $P$  表示预测时域,  $M$  表示控制时域,  $Q$  和  $R$  表示温度预测输出误差和控制量的加权矩阵, 预测误差  $e_p(k) = \hat{y}_p(k) - y_r(k)$

$$\hat{Y}_p(k+P) = [\hat{y}_p(k+1), \hat{y}_p(k+2), \cdots, \hat{y}_p(k+P)]^T$$

$$Y_r(k+p) = [y_r(k+1), y_r(k+2), \dots, y_r(k+p)]^T$$

$$Q = \text{diag}\{q_1, q_2, \dots, q_n\}, \quad R = \lambda I = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\}$$

$$\Delta U(k+M-1) = [\Delta u(k-M+1), \Delta u(k-M+2), \dots, \Delta u(k-1)]^T,$$

其中  $\hat{y}_p = [\hat{y}_{1p}(k), \hat{y}_{2p}(k), \dots, \hat{y}_{np}(k)]^T$ ,  $\hat{y}_{ip}(k) \in R^{n \times 1}$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ ;

$$y_r = [y_{1r}(k), y_{2r}(k), \dots, y_{nr}(k)]^T, \quad y_{ir}(k) \in R^{n \times 1}, \quad i=1, 2, \dots, n;$$

步骤(6). 采用阶梯式动态矩阵控制算法来计算最优控制率; 最优控制率描述如下:

$$\sigma = \frac{B^T Q [Y_r(k+p) - (G + \Delta G) \Delta U(k+M-1) - (S + \Delta S) \Delta U(k-h(k)+M-1) - \rho e(k)]}{B^T Q B + \lambda (1 + \gamma^2 + \gamma^4 + \dots + \gamma^{2(M-1)})}$$

$\gamma$  为控制量呈阶梯式变化的变化系数,  $B = (G + \Delta G) [1, \gamma, \dots, \gamma^{M-1}]^T$ ,  $\Delta u(k) = \sigma$ ;

时滞  $h(k)$  的上下界范围的确定方法如下:

步骤 a. 在容许控制集  $\Omega$  的范围内, 给定一个不确定性  $\Delta g_i$  的上界, 求解时滞  $h(k)$  的范围; 根据容许控制集  $\Omega$  的范围内给定的时滞  $h(k)$  的上下界, 取

$$h(k) \text{ 的上界代入式 } \frac{\partial(J_p)}{\partial(\Delta U_M)} = 0$$

步骤 b. 计算预测误差  $e_p(k)$ , 如果  $e_p(k) \leq 0.01$ , 停止计算; 如果  $e_p(k) > 0.01$ , 根据折半搜索原理, 取上界的一半, 重复步骤 a, 直到搜索到时滞  $h(k)$  的下界;

不确定性  $\Delta g_i$  上下界范围的确定方法如下:

步骤 c. 在容许控制集  $\Omega$  的范围内, 给定一个时滞  $h(k)$  的上界, 求解不确定性  $\Delta g_i$  的范围; 根据容许控制集  $\Omega$  的范围内给定的不确定性  $\Delta g_i$  的上下界, 取  $\Delta g_i$  的上界代入式

$$\frac{\partial(J_p)}{\partial(\Delta U_M)} = 0$$

步骤 d. 计算预测误差  $e_p(k)$ , 如果  $e_p(k) \leq 0.01$ , 停止计算; 如果  $e_p(k) > 0.01$ , 根据折半搜索原理, 取上界的一半, 重复步骤 c, 直到搜索到时滞  $\Delta g_i$  的下界;

不确定性  $\Delta s_i$  的上下界范围的确定方法如下：

步骤 e. 在容许控制集  $\Omega$  的范围内，给定一个时滞  $h(k)$  的上界，求解不确定性  $\Delta s_i$  的范围；根据容许控制集  $\Omega$  的范围内给定的不确定性  $\Delta s_i$  的上下界，取  $\Delta s_i$  的上界代入式  $\frac{\partial(J_p)}{\partial(\Delta U_M)} = 0$

步骤 f. 计算预测误差  $e_p(k)$ ，如果  $e_p(k) \leq 0.01$ ，停止计算；如果  $e_p(k) > 0.01$ ，根据折半搜索原理，取上界的一半，重复步骤 e，直到搜索到时滞  $\Delta s_i$  的下界；

最后，得出的最优控制律，即高炉炉温控制中最优的喷煤量、鼓风量和冷却水水流量。

## 高炉炉温优化控制方法

### 技术领域

本发明属于信息技术领域，涉及到一种能对高炉炉温控制系统进行建模，并自动生成喷煤量、鼓风量、冷却水水流量的用量配方的高炉炉温的优化控制方法，可用于高炉炼铁行业。

### 背景技术

随着现代高炉炉温控制技术的进一步发展，高炉炼铁企业对生铁质量的要求越来越高。铁水的质量是否满足要求，关键在于炉温的预测及控制环节。炉温过高或过低都不利于高炉的正常生产。影响高炉炉温的因素包括：喷煤量、鼓风量、冷却水水流量。若这三个用量配方不稳定，则会直接影响高炉炉温的不稳定。而现今高炉炼铁企业的炉温控制主要依靠历史数据，根据经验指导工长来实现，响应速度慢，误差范围大，不适合高炉炼铁企业信息化发展的要求。

### 发明内容

本发明的目的就是针对由人工经验来决定温度控制的不足，提供一种高炉炉温优化控制方法。

本发明方法考虑了实际参数的时滞性和不确定性，通过建立阶梯式动态矩阵预测控制算法的预测模型对高炉炉温进行预测，然后通过滚动优化，反馈校正等环节，从而保证得出最优的稳定的喷煤量，鼓风量，冷却水水流量这三个因素的用量。

本发明的具体步骤是：

(1) 采集高炉炉温控制运行的喷煤量、鼓风量和冷却水水流量的参数，用欧式空间对其进行不确定性度量，建立容许控制集 $\Omega$ ，描述如下：

$$\Omega = \{ \Delta A_i(k) \in R^{n \times n}, h(k) \in R, i = 0, 1, 2 \mid \| \Delta A_i(k) \| < \infty, 0 < h(k) < h \}$$

其中  $\Delta A_0(k)$  表示范数有界的温度输出参数的不确定性,  $\Delta A_1(k)$  表示范数有界的控制输入参数的不确定性,  $\Delta A_2(k)$  表示范数有界的控制量时滞参数的不确定性,  $h(k)$  表示时变时滞,  $h$  表示时滞上界,  $R^{n \times n}$  表示欧式空间;

$$\Delta A(k) = [\Delta A_0(k), \Delta A_1(k), \Delta A_2(k)]^T$$

$$\Delta A_i(k) = E_i F(t) W_i$$

其中,  $E_i \in R^{n \times l}$  和  $W_i \in R^{l \times n}$  是已知可测的实参数,  $F(t)$  是具有Lebesgue可测元的不确定性, 满足  $\|F(t)\| < I$ 。

(2) 建立预测模型, 具体方法是: 以喷煤量、鼓风量和冷却水水流量为控制输入量, 十字测温仪观测温度为输出量, 在容许控制集  $\Omega$  的范围内, 建立基于最小二乘法的离散差分形式的不确定时滞受控自回归滑动平均模型 (CARMA):

$$[A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})]y(k) = [A_1(z^{-1}) + \Delta A_1(z^{-1})]u(k) + [A_2(z^{-1}) + \Delta A_2(z^{-1})]u(k-h(k))$$

其中  $y(k)$  表示十字测温仪观测到的温度值,  $u(k)$  表示控制输入变量,  $u(k-h(k))$  表示控制输入变量的时滞,  $A_0(z^{-1})$ 、 $A_1(z^{-1})$  和  $A_2(z^{-1})$  表示通过辨识得到的已知的实参数矩阵;

$$y(k) = [y_1(k), y_2(k), \dots, y_n(k)]^T; \quad y_i(k) \in R^{n \times 1}, \quad i = 1, 2, \dots, n;$$

$$u(k) = [u_1(k), u_2(k), u_3(k)]^T, \quad u_1(k) \in R^{m \times 1}, \quad u_2(k) \in R^{m \times 1}, \quad u_3(k) \in R^{m \times 1},$$

其中  $u_1(k)$  表示喷煤量,  $u_2(k)$  表示鼓风量,  $u_3(k)$  表示冷却水水流量, 在实际企业生产中, 喷煤量, 鼓风量, 冷却水水流量这几个控制量就代表了企业的生产成本;

$$A(z^{-1}) = [A_0(z^{-1}), A_1(z^{-1}), A_2(z^{-1})]^T;$$

$$A_0(z^{-1}) = I + \sum_{i=1}^{na} a_i z^{-i}, \quad A_1(z^{-1}) = \sum_{i=1}^{nb} b_i z^{-i}, \quad A_2(z^{-1}) = \sum_{i=1}^{nc} c_i z^{-i},$$



$$\Delta A_0(z^{-1}) = I + \sum_{i=1}^{na} \Delta a_i z^{-i}, \quad \Delta A_1(z^{-1}) = \sum_{i=1}^{nb} \Delta b_i z^{-i}, \quad \Delta A_2(z^{-1}) = \sum_{i=1}^{nc} \Delta c_i z^{-i},$$

$$\|\Delta a_i\| < e_{i1} f(k) \omega_{i1}, \quad \|\Delta b_i\| < e_{i2} f(k) \omega_{i2}, \quad \|\Delta c_i\| < e_{i3} f(k) \omega_{i3},$$

其中,  $e_{i1}$ ,  $e_{i2}$ ,  $e_{i3}$ ,  $\omega_{i1}$ ,  $\omega_{i2}$  和  $\omega_{i3}$  是已知可测的实参数,  $f(k)$  是具有 Lebesgue 可测元的不确定性, 满足  $\|f(k)\| < 1$ 。

(3) 把建立的高炉炉温控制的参数最小化模型转化成基于脉冲响应传递函数的不确定时滞非参数化预测模型:

$$\hat{y}_m(k+1) = \sum_{l=1}^N (g_l + \Delta g_l) u(k+1-l) + \sum_{t=1}^N (s_t + \Delta s_t) u(k-h(k)+1-t)$$

其中  $\hat{y}_m(k+1)$  表示  $k+1$  时刻预测模型的输出温度值,  $N$  为建模时域,  $u(k+1-l)$  表示  $k+1-l$  时刻的控制输入变量,  $u(k-h(k)+1-t)$  表示  $k+1-t$  时刻控制输入变量的时滞,  $g_l$  和  $s_t$  表示通过辨识得到的已知的实参数矩阵;  $\Delta g_l$  表示范数有界的控制输入量的不确定性,  $\Delta s_t$  表示范数有界的控制输入量时滞的不确定性,

$$z^{-1} [G(z^{-1}) + \Delta G(z^{-1})] = z^{-1} \frac{A_1(z^{-1}) + \Delta A_1(z^{-1})}{A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})}$$

$$\text{其中} \quad \frac{A_1(z^{-1}) + \Delta A_1(z^{-1})}{A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})} = g_{1\Delta} + g_{2\Delta} + \cdots + g_{N\Delta}$$

$$g_{l\Delta} = g_l + \Delta g_l (l = 1, \cdots, N), \quad G(z^{-1}) = \sum_{l=1}^n g_l z^{-l}, \quad \Delta G(z^{-1}) = \sum_{l=1}^n \Delta g_l z^{-l}$$

$$z^{-1} [G(z^{-1}) + \Delta G(z^{-1})] = z^{-1} \frac{A_2(z^{-1}) + \Delta A_2(z^{-1})}{A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})}$$

$$\text{其中} \quad \frac{A_2(z^{-1}) + \Delta A_2(z^{-1})}{A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})} = s_{1\Delta} + s_{2\Delta} + \cdots + s_{N\Delta}$$

$$s_{t\Delta} = s_t + \Delta s_t (t = 1, \cdots, N), \quad S(z^{-1}) = \sum_{t=1}^n s_t z^{-t}, \quad \Delta S(z^{-1}) = \sum_{t=1}^n \Delta s_t z^{-t}$$

(4) 修正预测输出，实现反馈校正。具体方法如下：比较实际输出和预测模型输出，构建预测模型误差，通过对误差加权的方式来修正对未来输出的预测，实现对下一步预测输出的反馈校正。预测输出  $\hat{y}_p(k)$  可以表示为：

$$\hat{y}_p(k) = \begin{bmatrix} \hat{y}(k+1) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{y}_m(k) + \rho_1 e_1(k) \\ \vdots \\ \hat{y}_m(k+p-1) + \rho_p e_p(k) \end{bmatrix},$$

其中  $P$  为预测时域， $\rho_i (i=1,2,\dots,p)$  为预测模型误差的权值， $e(k)$  为预测模型误差。

$$e(k) = \begin{bmatrix} e_1(k) \\ \vdots \\ e_p(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y(k) - \hat{y}_m(k) \\ \vdots \\ y(k+p-1) - \hat{y}_m(k+p-1) \end{bmatrix}$$

(5) 建立性能指标，进行在线的滚动优化。通过将反馈校正后的预测温度输出值与实际的温度参考值进行比较，建立输出预测误差和控制量加权的二次型性能指标，描述如下：

$$J(k) = [\hat{Y}_p(k+P) - Y_r(k+P)]^T Q [\hat{Y}_p(k+P) - Y_r(k+P)] + \Delta U_M(k+M-1)^T R \Delta U_M(k+M-1)$$

其中  $\hat{Y}_p(k+P)$  表示温度的输出预测值， $Y_r(k+P)$  表示温度的参考轨迹值， $P$  表示预测时域， $M$  表示控制时域， $Q$  和  $R$  表示温度预测输出误差和控制量的加权矩阵，预测误差  $e_p(k) = \hat{y}_p(k) - y_r(k)$

$$\hat{Y}_p(k+p) = [\hat{y}_p(k+1), \hat{y}_p(k+2), \dots, \hat{y}_p(k+p)]^T$$

$$Y_r(k+p) = [y_r(k+1), y_r(k+2), \dots, y_r(k+p)]^T$$

$$Q = \text{diag}\{q_1, q_2, \dots, q_n\}, \quad R = \lambda I = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\}$$

$$\Delta U(k+M-1) = [\Delta u(k-M+1), \Delta u(k-M+2), \dots, \Delta u(k-1)]^T,$$

其中  $\hat{y}_p = [\hat{y}_{1p}(k), \hat{y}_{2p}(k), \dots, \hat{y}_{np}(k)]^T$ ,  $\hat{y}_{ip}(k) \in R^{n \times 1}$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ ;  
 $y_r = [y_{1r}(k), y_{2r}(k), \dots, y_{nr}(k)]^T$ ,  $y_{ir}(k) \in R^{n \times 1}$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ ;

(6) 得出最优控制率。具体方法是：考虑实际参数存在的时滞性和不确定性，在最小化性能指标过程中，采用阶梯式动态矩阵控制算法来计算最优控制率。最优控制率描述如下：

$$\sigma = \frac{B^T Q [Y_r(k+p) - (G + \Delta G) \Delta U(k+M-1) - (S + \Delta S) \Delta U(k-h(k)+M-1) - \rho e(k)]}{B^T Q B + \lambda (1 + \gamma^2 + \gamma^4 + \dots + \gamma^{2(M-1)})}$$

其中  $\gamma$  为控制量呈阶梯式变化的变化系数， $B = (G + \Delta G) [1, \gamma, \dots, \gamma^{M-1}]^T$ ，  
 $\Delta u(k) = \sigma$ 。

其中时滞  $h(k)$  的上下界范围的确定方法如下：

① 在容许控制集  $\Omega$  的范围内，给定一个不确定性  $\Delta g_i$  的上界，求解时滞  $h(k)$  的范围。根据容许控制集  $\Omega$  的范围内给定的时滞  $h(k)$  的上下界，取  $h(k)$  的上界代入式  $\frac{\partial(J_p)}{\partial(\Delta U_M)} = 0$

② 计算预测误差  $e_p(k)$ ，如果  $e_p(k) \leq 0.01$ ，停止计算；如果  $e_p(k) > 0.01$ ，根据折半搜索原理，取上界的一半，重复步骤①，直到搜索到时滞  $h(k)$  的下界。

不确定性  $\Delta g_i$  上下界范围的确定方法如下：

① 在容许控制集  $\Omega$  的范围内，给定一个时滞  $h(k)$  的上界，求解不确定性  $\Delta g_i$  的范围。根据容许控制集  $\Omega$  的范围内给定的不确定性  $\Delta g_i$  的上下界，取  $\Delta g_i$  的上界代入式  $\frac{\partial(J_p)}{\partial(\Delta U_M)} = 0$

② 计算预测误差  $e_p(k)$ ，如果  $e_p(k) \leq 0.01$ ，停止计算；如果  $e_p(k) > 0.01$ ，根据折半搜索原理，取上界的一半，重复步骤①，直到搜索到时滞  $\Delta g_i$  的下界。

不确定性  $\Delta s_i$  的上下界范围的确定方法如下：

① 在容许控制集  $\Omega$  的范围内，给定一个时滞  $h(k)$  的上界，求解不确定性  $\Delta s_i$  的范围。根据容许控制集  $\Omega$  的范围内给定的不确定性  $\Delta s_i$  的上下界，取

$\Delta s_i$  的上界代入式  $\frac{\partial(J_p)}{\partial(\Delta U_M)} = 0$

② 计算预测误差  $e_p(k)$ ，如果  $e_p(k) \leq 0.01$ ，停止计算；如果  $e_p(k) > 0.01$ ，根据折半搜索原理，取上界的一半，重复步骤①，直到搜索到时滞  $\Delta s_i$  的下界。

最后，得出的最优控制律，即高炉炉温控制中最优的喷煤量，鼓风量，冷却水水流量。

本发明方法采用了阶梯式动态矩阵的预测算法，能对当前炉温的发展做出正确的预测，采取正确的调控措施，实现对炉温控制提前调节、小幅度调节，提高高炉炉温控制精度，使得误差范围在  $\pm 10^\circ\text{C}$  以内，在杜绝炉温发展成“过热”或“过凉”，避免炉况故障的同时，大大增加了高炉产量，提高了生铁质量，降低了燃料的消耗和生铁成本。

本发明充分考虑温度测量信号采集与传输中的不确定性因素，并对不确定性进行数学度量。而且，考虑温度控制中的时滞对闭环性能的影响。通过对误差加权的方式来修正对未来输出的预测，实现对下一步预测输出的反馈校正，减少随机噪声和伪信息对温度信号的影响。

本发明实现了高炉炉温的原料用量配方生成的数字化、智能化，避免了人为因素对高炉炉温的影响，符合企业信息化要求。

#### 附图说明

图 1 为本发明的流程图。

#### 具体实施方式

如图 1，高炉炉温优化控制方法的具体使用步骤如下：

(1) 采集高炉炉温控制运行的喷煤量、鼓风量和冷却水水流量的参数，用欧式空间对其进行不确定性度量，建立容许控制集  $\Omega$ ：

$$\Omega = \{ \Delta A_i(k) \in R^{n \times n}, h(k) \in R, i = 0, 1, 2, \|\Delta A_i(k)\| < \infty, 0 < h(k) < h \}$$

容许控制集的建立，是为了保证步骤(8)中计算最优控制率时有解。

(2) 以喷煤量、鼓风量和冷却水水流量为控制输入量，十字测温仪观测温度为输出量，在容许控制集 $\Omega$ 的范围内，建立基于最小二乘法的离散差分形式的不确定受控自回归滑动平均模型（CARMA）：

$$[A_0(z^{-1}) + \Delta A_0(z^{-1})]y(k) = [A_1(z^{-1}) + \Delta A_1(z^{-1})]u(k) + [A_2(z^{-1}) + \Delta A_2(z^{-1})]u(k-h(k))$$

(3) 把建立的高炉炉温控制的参数最小化模型转化成基于脉冲响应传递函数的不确定时滞非参数化预测模型：

$$\hat{y}_m(k+1) = \sum_{l=1}^N (g_l + \Delta g_l)u(k+1-l) + \sum_{t=1}^N (s_t + \Delta s_t)u(k-h(k)+1-t)$$

(4) 由于实际存在模型失配、环境干扰等未知因素，预测模型输出值有可能偏离实际值，所以需要修正预测输出，实现反馈校正。

具体方法是：比较实际输出和预测模型输出，得出预测模型误差 $e(k)$ ，然后通过对误差加权的方式来修正对未来输出的预测，实现对下一步预测输出的反馈校正。

通过反馈校正，可以对随机噪声进行多次滤波，以减少伪信息，时滞对温度信号的影响，同时，可以增加算法的鲁棒性，自适应，自学习功能。

(5) 给定参考轨迹 $y_r(k+1)$ ，将反馈校正后的预测输出值和参考轨迹进行比较，得出预测误差范围。如果预测误差较大，则重新调整喷煤量，鼓风量，冷却水水流量的用量，直到预测误差在容许的范围内。

(6) 给定加权矩阵 $Q$ 和 $R$ ，当预测误差 $e_p(k)$ 在容许的范围内，建立输出预测误差和控制量加权的性能指标，进行在线的滚动优化。

性能指标的建立的目的是为了为了使预测误差最小，同时使喷煤量，鼓风量，冷却水水流量这几个输入控制量达到最小，也就是企业生产成本最小。

(7) 考虑实际参数存在的时滞性和不确定性，确定出时滞  $h(k)$ 、不确定性  $\Delta g_i$  和  $\Delta s_i$  的上下界范围。

(8) 运用阶梯式动态矩阵控制算法，通过极小化二次型性能指标，计算出当前时刻的最优控制率。具体推导过程如下：

使  $J_p$  对  $\Delta U_M(k)$  取极小值，令  $\frac{\partial(J_p)}{\partial(\Delta U_M)} = 0$ ，求得最优控制率为

$$\Delta U_M(k) = \left[ (G + \Delta G)^T Q (G + \Delta G) + \lambda I \right]^{-1} (G + \Delta G)^T Q \times \left[ Y_r(k+p) - (G + \Delta G) \Delta U(k+M-1) - (S + \Delta S) \Delta U(k-h(k)+M-1) - he(k) \right]$$

则 有

$$\Delta u(k+i-1) = g^T \left[ Y_r(k+p) - (G + \Delta G) \Delta U(k+M-1) - (S + \Delta S) \Delta U(k-h(k)+M-1) - he(k) \right]$$

其中  $g^T$  是  $\left[ (G + \Delta G)^T Q (G + \Delta G) + \lambda I \right]^{-1} (G + \Delta G)^T Q$  的第一行，且有

$$G + \Delta G = \begin{bmatrix} g_{1\Delta} & \cdots & 0 \\ \cdots & \ddots & \cdots \\ g_{M\Delta} & \cdots & g_{1\Delta} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ g_{N\Delta} & \cdots & g_{(N-M+1)\Delta} \end{bmatrix}_{N \times M}, \quad S + \Delta S = \begin{bmatrix} s_{1\Delta} & \cdots & 0 \\ \cdots & \ddots & \cdots \\ s_{M\Delta} & \cdots & s_{1\Delta} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ s_{N\Delta} & \cdots & s_{(N-M+1)\Delta} \end{bmatrix}_{N \times M}$$

由上式可以看出，在求解最优控制率的过程中，需要求  $P \times M$  阶的矩阵相乘，以及  $M$  阶的矩阵求逆，计算很繁琐，本发明方法采用阶梯式动态矩阵控制算法使计算量简化，同时使控制量呈阶梯式，向一个方向平稳变化。设当前控制增量  $\Delta u(k) = \sigma$ ，则有

$$\begin{cases} \Delta u(k+i) = \gamma \Delta u(k+i-1) = \gamma \sigma^i, 1 \leq i \leq M-1 \\ \Delta u(k+i) = 0, i \geq M \end{cases}, \text{ 所以有}$$

$$(G + \Delta G)\Delta U_M(k) = (G + \Delta G)[1, \gamma, \dots, \gamma^{M-1}]^T \sigma = B\sigma, \text{ 由此求得最优控制率}$$

$$\sigma = \frac{B^T Q [Y_r(k+p) - (G + \Delta G)\Delta U(k+M-1) - (S + \Delta S)\Delta U(k-h(k)+M-1) - he(k)]}{B^T Q B + \lambda(1 + \gamma^2 + \gamma^4 + \dots + \gamma^{2(M-1)})}$$

(9) 重复步骤(4)，不断调整喷煤量，鼓风量，冷却水水流量的用量，使得实际温度值接近参考轨迹。当温度值误差在 $\pm 10^\circ\text{C}$ 以内时，即认为达到稳态，保存所得到的最优的喷煤量，鼓风量，冷却水水流量的原料用量记录及温度值。

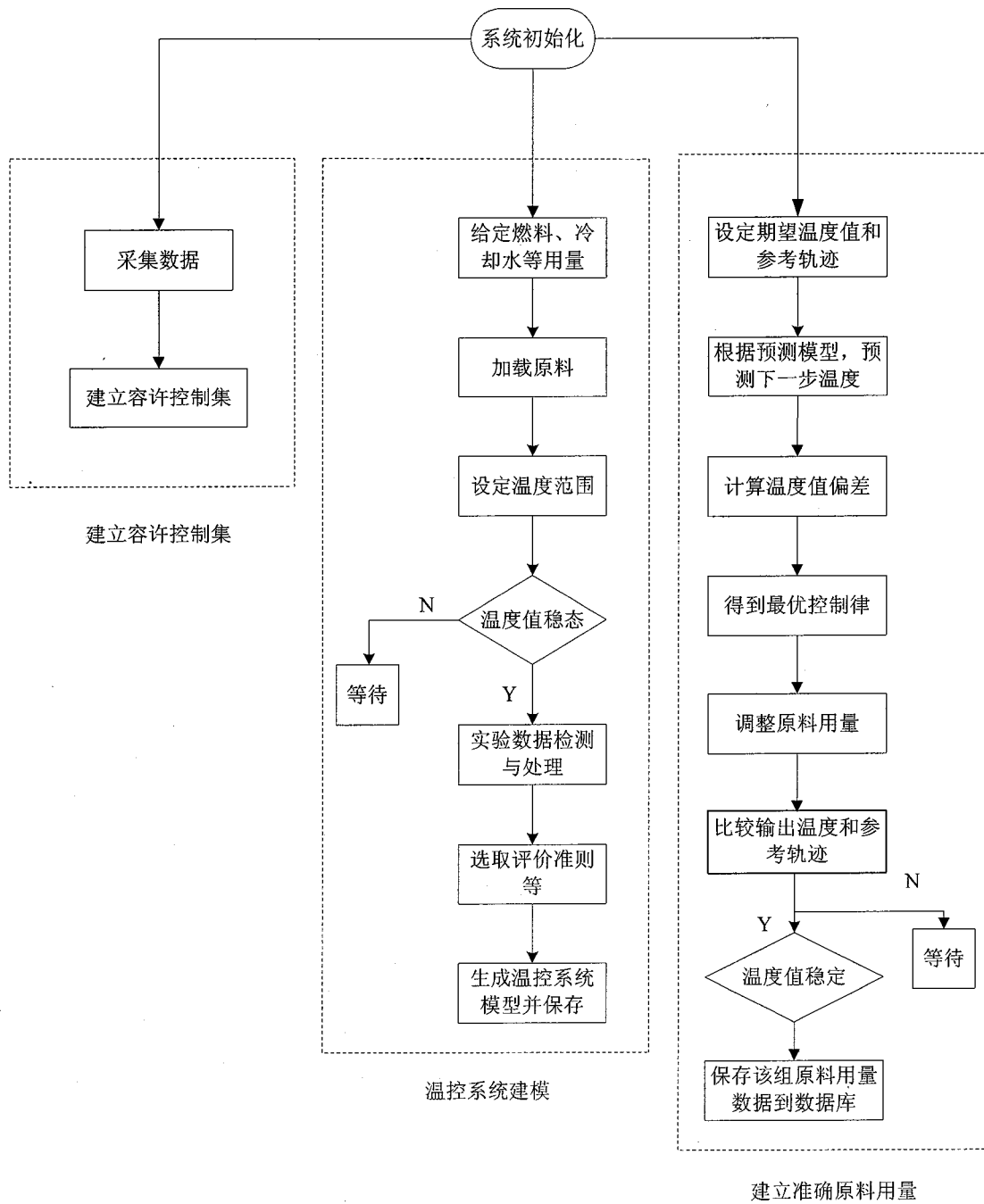


图 1