

基于分布参数模型的高炉炉温预测

陈明[†], 尹怡欣, 祝乔, 张海刚

(北京科技大学 自动化学院, 北京 100083)

摘要: 高炉炉温的高低直接影响了高炉的生产稳定性以及炼铁过程中的低能耗、高质量等性能指标. 本文采用分布参数系统思想建立了偏微分方程预测控制模型. 首先, 使用普通最小二乘法分两种不同方案对模型进行参数估计并对他们的仿真结果进行比较分析, 然后, 使用易适应的参数估计方法(flexible least square method, FLS)对模型进行变系数估计处理. 此方法能够体现系数的时变性, 提高模型的准确度. 最后, 从仿真效果图中展示了本方法对硅含量预报的结果无论在命中率上还是精确度上的优势和有效性.

关键词: 高炉炉温; 分布参数; 易适应参数估计; 偏微分方程

中图分类号: TP274 文献标识码: A

Prediction of blast furnace temperature based on the distributed parameter model

CHEN Ming[†], YIN Yi-xin, ZHU Qiao, ZHANG Hai-gang

(College of Automation, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: Blast furnace temperature directly affects the stability of iron-making process, and other performance indicators such as low-power and high-quality. In this paper, distributed parameter systems are employed to build the predictive control model described by partial differential equations. First, different schemes are applied to estimate the parameters of BF model using ordinary least squares method. Additionally, the effects of the two schemes are compared based on the simulation results. Then, the flexible least square method (FLS) is used to estimate the time-varying coefficients of the mode. This method can reflect the time-varying coefficients and improve the accuracy of model. Finally, the simulation shows the method for prediction of silicon content is advantageous and effective both in the hit rate and in accuracy.

Key words: blast furnace temperature; distributed parameter; flexible least square method; partial differential equations

1 引言(Introduction)

高炉炼铁作为钢铁工业的基础工序, 是钢铁材料后续正常生产的保证, 在钢铁工业中占有重要的地位. 高炉冶炼过程控制的核心和基础是实现高炉炉温的预测和控制, 所以高炉炼铁过程的炉温[Si]预测与控制的数学模型是高炉冶炼过程优化智能控制系统的一个重要组成部分. 实现高炉炉温的准确预报, 将有助于提高高炉工长的炼铁操作水平, 从而可以达到降低焦比和提高利用系数的目的. 特别是在我国众多高炉自动化检测水平和原燃料条件有限的条件下, 不断提高炉温[Si]的预报命中率和精确度有很大的实际价值.

近年来在高炉炉温预测方面也有很多成果, 如曾久孙等人的广义自回归条件异方差模型(GARCH)模型^[1]、Juan JIMENEZ等人的神经网络模型^[2]、郜传厚等人的混沌模型^[3]、刘祥官等人的混合动力模型^[4]以

及渐令等人的支持向量机^[5]等方法. 但是大部分研究都是以集中参数的思想进行的, 高炉是一个多参量的复杂系统, 故采用集中参数思想可能会产生较大误差. 在本文中应用分布参数理论的思想更接近现实也更有利于在本方向上的后续研究和发展.

分布参数系统^[6]涉及到多个参数及变量, 变量之间往往都会有非常复杂的相互关系, 如果仍然按照集中参数系统的思想对系统进行分析考虑, 难免就会产生更大的误差以及难以准确地对系统进行更加深入的研究和控制. 分布参数系统理论现在已经广泛地应用在大型淬火炉^[7]、地震勘探^[8]等各个领域. 在本文的第2部分采用分布参数系统的思想对高炉炉温系统进行建模, 进而得到差分形式的炉温预报模型^[9-10]. 这样不但能够更加直观地得到各项参数的作用与效果而且更加有利于后续的研究以及建立更精确的系统控制模型.

收稿日期: 2013-10-08; 录用日期: 2014-04-26.

[†]通信作者. E-mail: chenming0611@163.com; Tel.: +86 18810349310.

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(61333002, 61304087); 国家高新技术研究发展计划(“863”计划)资助项目(2013AA040705); 北京市自然科学基金资助项目(4132065)

目前处理类似模型问题的方法是采用局部线性化的思想, 将差分模型看成是变系数的局部线性回归方程^[11], 进而求出硅含量预报值. 本文第3部分结合实际的高炉生产过程, 采用当前炉次数据与历史炉次数据两种方案分别运用加权最小二乘的方法进行参数估计, 得出系数值代入模型计算出下一炉次硅含量预报值. 分析比较可知, 由于系统模型各参数系数是时变的, 因此采用普通的最小二乘方法只能估计出一段时间内的系数固定值, 这样的话会产生较大误差. 故本文第4部分采用了一种专门估计变系数回归模型的易适应最小二乘方法^[12-15], 能够比较准确地估计出每一时刻上的系数值, 进而能够得到更加准确的硅含量预报值. 通过第5部分的仿真结果可以明显地看出此方法的优越性.

2 高炉炉温分布参数模型 (Blast furnace distributed parameter model)

高炉炼铁过程是一个多参数、多变量的超复杂高温物理化学生产过程. 分析高炉中各参数对铁水硅含量的影响, 选取状态变量: 料速(LS)、透气性(FF); 控制变量: 喷煤量(PM)、风温(FW)、风量(FL). 运用Bellman动态规划方法, 建立方程^[16]:

$$[Si] = f(t, LS, FF, PM, FW, FL), \quad (1)$$

式中: 状态变量 $X = (LS, FF)$, 控制变量 $U = (PM, FW, FL)$.

由于高炉中铁水硅含量测量是离散的, 因此在这里 $\frac{\partial f}{\partial t} = 0$, 求取偏导可得最终分布参数系统模型为

$$\begin{aligned} \frac{\partial [Si]}{\partial t} &= \frac{\partial f}{\partial b_{LS}} \frac{\partial b_{LS}}{\partial t} + \frac{\partial f}{\partial b_{FF}} \frac{\partial b_{FF}}{\partial t} + \\ &\frac{\partial f}{\partial b_{PM}} \frac{\partial b_{PM}}{\partial t} + \frac{\partial f}{\partial b_{FW}} \frac{\partial b_{FW}}{\partial t} + \\ &\frac{\partial f}{\partial b_{FL}} \frac{\partial b_{FL}}{\partial t} = \\ &A(t) \frac{\partial b_{LS}}{\partial t} + B(t) \frac{\partial b_{FF}}{\partial t} + C(t) \frac{\partial b_{PM}}{\partial t} + \\ &D(t) \frac{\partial b_{FW}}{\partial t} + E(t) \frac{\partial b_{FL}}{\partial t}. \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $\frac{\partial [Si]}{\partial t}$ 是铁水硅含量 $w[Si]$ 的变动值, 反映了炉温的变化; $b_{LS}, b_{FF}, b_{PM}, b_{FW}, b_{FL}$ 分别代表料速指数 L_S , 透气性指数 F_F , 喷煤量指数 P_M , 风温指数 F_W , 风量指数 F_L 的百分比变化率函数. $A(t), B(t), C(t), D(t), E(t)$ 可以看做是它们的影响系数, 是非线性函数, 随炉温及各项指数的条件不同而变化.

由于铁水硅含量 $w[Si]$ 每炉才会有一个化验值, 所以是离散变量, 而 LS, FF, PM, FW, FL 在现有条件下都是可以连续检测的状态变量和控制变量, 因此对模型(2)进行离散化处理, 把连续型的微分方程改写为

离散的差分方程:

$$\begin{aligned} \Delta w[Si](n) &= w[Si](n) - w[Si](n-1) = \\ &A(n) \frac{LS(n) - LS(n-1)}{LS(n-1)} + \\ &B(n) \frac{FF(n) - FF(n-1)}{FF(n-1)} + \\ &C(n) \frac{PM(n) - PM(n-1)}{PM(n-1)} + \\ &D(n) \frac{FW(n) - FW(n-1)}{FW(n-1)} + \\ &E(n) \frac{FL(n) - FL(n-1)}{FL(n-1)}. \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)可看作是一种变系数回归方程, 系数 $A(n), B(n), C(n), D(n), E(n)$ 均随着时间的变化而变化. 在下文的分析中首先分别将其看成是某一时刻局部范围内常数, 从而采用不同的方案和方法对其系数进行参数估计, 求出铁水硅含量 $w[Si]$ 预测值. 进而找出合适的控制策略对炉温进行控制.

3 铁水硅含量预报控制方法 (Prediction control method for silicon content)

结合高炉实际生产情况选取两种方案对铁水硅含量 $w[Si]$ 进行预测, 采用局部线性化的思想, 合理利用已知的历史数据以及可连续测得的参数值对差分方程的时变系数进行估计, 现阶段要想精确求解方程(3)是比较困难的, 因此可以在出铁时刻拟合线性化进行参数估计, 进而求得当前炉次或者下一炉次的铁水硅含量预报值.

3.1 局部线性化拟合方法 (Local linear fitting method)

方法 1 对于方程(3)可以看作是初始项为零的变系数回归模型, 第1种方案是: 将出铁时刻设为 t_0 , 在当前炉出铁时刻附近取出一组观测值, 间隔 Δt (可设为 1 min) 取一组数据, $(w[Si](i), L_S(i), F_F(i), P_M(i), F_W(i), F_L(i)), i = 1, 2, \dots, k$, 共取出 k 组数据, 由于状态变量和控制变量都是连续可测得的量, 但是铁水硅含量 $w[Si]$ 却是在此期间无法测量得到, 因此可以将前一炉的铁水硅含量 $w[Si](n-1)$ 与当前炉的硅含量 $w[Si](n)$ 之间的时间间隔内进行线性拟合, 然后可以得到

$$\begin{aligned} w[Si](i) &= \frac{[Si](n) - [Si](n-1)}{T} \Delta t, \\ &i = 2, 3, \dots, k, \end{aligned} \quad (4)$$

式中: T 为当前炉的炼铁周期, 可知 $w[Si](i)$ 为常值, 此时结合变系数回归模型可得出估计系数矩阵为 $\beta(t_0) = [A(i) \ B(i) \ C(i) \ D(i) \ E(i)]^T (i = 2 \dots k)$ 在 t_0 附近测量点上 $A(i), B(i), C(i), D(i), E(i)$ 可以看作是常值, $y = [\Delta w[Si](2) \ \dots \ \Delta w[Si](k)]^T$,

$X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_i \ \dots \ x_{k-1}]^T$, 其中有

$$x_{i-1} = \left[\begin{array}{c} \frac{L_S(i) - L_S(i-1)}{L_S(i-1)}, \frac{F_F(i) - F_F(i-1)}{F_F(i-1)}, \\ \frac{P_M(i) - P_M(i-1)}{P_M(i-1)}, \frac{F_W(i) - F_W(i-1)}{F_W(i-1)}, \\ \frac{F_L(i) - F_L(i-1)}{F_L(i-1)} \end{array} \right]^T.$$

此处 $i = 2, 3, \dots, k$, $w[\text{Si}](k)$ 即为当前炉铁水硅含量预测值. 参照文献[4]的方法, 在 t_0 时刻采用加权最小二乘估计方法求出方程系数, 则可得

$$\beta(t_0) = (X^T W(t_0) X)^{-1} X^T W(t_0) Y. \quad (5)$$

将此处求得的 $\beta(t_0)$ 中的各系数值代入方程(3)中, 解得 $w[\text{Si}](n)$ 值即为当前炉次铁水硅含量预报值.

3.2 历史数据推进式方法(Historical data updating method)

方法 2 在上一个方案中采用的是当前炉次的测量数据进行硅含量预报, 但是由于当前炉次的铁水硅含量为待预报值, 因此应将当前炉次与上一炉次已知量进行线性拟合. 在实际生产过程中还可以采取已知的连续 k 炉出铁时刻历史数据进行参数估计, 此时将各个时变参数看作是连续 k 炉生产过程中的常数, 在文献[3]中可以知道在顺行生产情况下在短期的几炉时间内将其看成是常数是合理的. 具体算法如下: 令 $w[\text{Si}](n)$ 为待预测第 n 炉铁水硅含量, 则可知之前的 $n - 1$ 炉数据都是已知的, 适当选取连续的 k 炉历史数据, 选取过程中有明显差异的炉次数据可以剔除不用, 在此处 k 值不能太大也不能太小, k 值过小则无法准确估计出 5 个系数值, 因此应满足 $k \geq 5$, 但是过大由于高炉生产的复杂性而可能产生难以忽略的偏差. 此方案中仍然采用加权最小二乘估计方法可得到式(3)的各项系数, 代入各变量测量值即可求出下一炉铁水硅含量 $w[\text{Si}](n)$ 的值, 并随时间实时更新数据以确保精度, 具体计算过程与第 1 种方法相同, 此处不再复述.

4 易适应最小二乘参数估计法(Flexible least square parameter estimation method)

根据高炉生产的实际过程采用局部线性化的思想, 通过对方程(3)的分析可知第 3 部分所述方法可能存在较大误差, 因为模型中系数是时变的即使是在很短时间内看成是常数也是不合理的. 为了解决这种问题, 本文应用了一种新的方法叫易适应最小二乘方法 (flexible least square method, FLS), 这种方法可以处理随着时间变化的系数或者参数, 从参数的光滑程度和对观察值的似合程度 2 个方面来衡量估计量. 在不对残差的概率分布作任何具体假定的前提下, 能够给出有较好性质的估计量. 相比较常规的最小二乘方法, 它充分考虑了系数随时间的变化对系统所带来的影

响, 在预测控制系统中能够使系数更准确的跟踪实际中的变化.

假设在离散的时间序列 $1, 2, \dots, n$, 获得一组观测值 y_1, y_2, \dots, y_n , 系统中参数的系数是随着时间缓慢的变化, 则可以得到如下形式:

线性测量值满足

$$y_i - x_i^T b_i \approx 0, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (6)$$

系数动态稳定性满足

$$b_{i+1} - b_i \approx 0, \quad i = 1, 2, \dots, n - 1. \quad (7)$$

这里: $x_i^T = (x_{i1}, \dots, x_{ik})$ 为 $1 \times k$ 可检测向量, $b_i = (b_{i1}, \dots, b_{ik})^T$ 为 $k \times 1$ 未知系数向量.

在前人大量的研究基础上可以知道式(6)–(7)反映了工程过程中的测量指标和动态指标以及它们的相互关系. 对于模型(6)–(7)被估计出的系数阵列 $b = (b_1, b_2, \dots, b_n)$, 由于既不会满足测量指标(6), 也不会满足系数的动态指标(7), 因此会产生两种误差如下:

测量残差:

$$r_M^2(b; n) = \sum_{i=1}^n [y_i - x_i^T b_i]^2. \quad (8)$$

动态残差:

$$r_D^2(b; n) = \sum_{i=1}^{n-1} [b_{i+1} - b_i]^T [b_{i+1} - b_i]. \quad (9)$$

故在 n 次测量中可以定义测量误差项和动态误差项组成一个集合如下:

$$P(n) = \{r_D^2(b; n), r_M^2(b; n) | b \in E^{nk}\}. \quad (10)$$

式(10)是在观测值 y_1, y_2, \dots, y_n 条件下, 在 n 次测量中包括所有组合的一个集合, 根据前人的研究以及实际情况可知方程(6)和(7)是正确的, 则联系现实中的系数序列可知 $r_D^2(b; n)$ 与 $r_M^2(b; n)$ 的关系如图 1 所示.

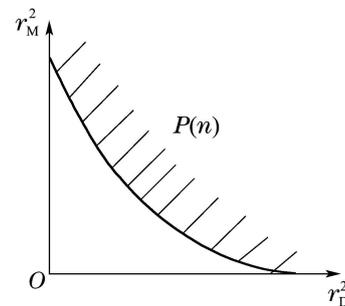


图 1 残差可能性集合 $P(n)$

Fig. 1 Residual possibility set $P(n)$

由图可知这条边界线定性的给出了测量误差与动态误差和的最小化轨迹, 因此可以将这条边界线看成残差的有效边界, 通过它可以使 FLS 估计方法得到时变系数序列估计值 b . 对于可变化的系数, 需要最大化的协调线性的测量指标式(6)和系数的稳定性指标式(7). 则对于图 2, 如果针对常系数的模型, 残差的有

效边界线与 r_M^2 交界的极点处代表了普通的最小二乘估计算法. 斜率的变化暗示了时变系数的变化程度.

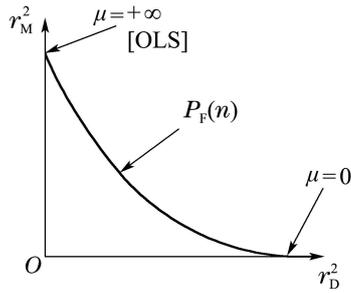


图 2 残差有效边界 $P_F(n)$

Fig. 2 Residual efficient frontier $P_F(n)$

为了找出这条残差有效边界线, 对于参数集群最小化问题可以类比 Pareto-efficiency 边界追踪问题, 因此, 令 $\mu \geq 0$, 此处 μ 是一个加权参数, 假设 $k \times n$ 矩阵 $[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]$ 满秩为 k , 则对于被估计的参数序列 $b = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ 满足如下目标函数:

$$C(b; \mu, n) = \mu r_D^2(b; n) + r_M^2(b; n). \quad (11)$$

式中 $C(b; \mu, n)$ 表示加权的动态残差与测量误差之和. 联立式(8)–(9)可得到

$$C(b; \mu, n) = \mu \sum_{i=1}^{n-1} [b_{i+1} - b_i]^T [b_{i+1} - b_i] + \sum_{i=1}^n [y_i - x_i^T b_i]^2. \quad (12)$$

如果 $\mu \geq 0$, 则对于方程(12)采用 FLS 方法可以求出最小的参数序列

$$b^{FLS}(\mu, n) = (b_1^{FLS}(\mu, n), \dots, b_n^{FLS}(\mu, n)). \quad (13)$$

如果 $\mu = 0$, 则对参数序列 b 的估计相当于求出 r_M^2 的最小值而不考虑 r_D^2 , 此时 r_D^2 的值会很大, 而不利于有效跟踪真实参数值. 如果 μ 值趋向于无穷大, 则对参数 b 的估计相当于求出 r_M^2 的最小值也要服从 $r_D^2 = 0$.

综合上述, 可知动态残差和经过拓广的度量残差构成了一对检验拟合程度的标准. 这两种标准是互不相容的. 因此形成了一个多目标评价问题. 把 FLS 估计定义为一个集合, 该集合中的元素是参数在 n 个时点上的估计值向量, 具有这样的性质: 不存在任何其他估计值向量, 能使两种残差都比该向量的相应残差更小. 对于这个估计向量集合, 其相应的两种残差也构成了一个集合 P , 该集合中的元素是由两种残差构成的向量, 即 $(r_D^2(\mu, n), r_M^2(\mu, n))$ 称为残差向量集合, 其中:

$$\begin{aligned} r_M^2(\mu, n) &= r_M^2(b^{FLS}(\mu, N); n), \\ r_D^2(\mu, n) &= r_D^2(b^{FLS}(\mu, N); n). \end{aligned}$$

其在二维空间构成的曲线称为 FLS 残差边缘曲线:

$$P_F(n) = \{r_D^2(\mu, n), r_M^2(\mu, n) | 0 \leq \mu \leq \infty\}.$$

它反映出在 FLS 估计的前提下, 两种残差之间的关系, 边缘曲线在任一点上的斜率的大小反映出了两种残差的替代关系, 即为了得到对某一种残差的一定量的减少, 需要付出的另一种残差的增大量.

对于方程(12)的 FLS 解(13), 可以采用如下方法: 首先令 I 为 $k \times k$ 的单位矩阵; 则可知 $X(n)^T = [x_1 \ \dots \ x_n]$ 为 $k \times n$ 回归矩阵; $b(n) = (b_1^T, \dots, b_n^T)^T$ 为 $nk \times 1$ 系数列向量; $y(n) = (y_1, \dots, y_n)^T$ 为 $n \times 1$ 的观测值的列向量. 然后规定

$$G(n) = \begin{pmatrix} x_1 & 0 \\ & \ddots \\ 0 & x_n \end{pmatrix} = nk \times n, \quad (14)$$

$$A_i(\mu) = \begin{cases} x_1 x_1^T + \mu I, & i = 1; \\ x_i x_i^T + 2\mu I, & i \neq 1, n; \\ x_n x_n^T + \mu I, & i = n; \end{cases} \quad (15)$$

$$A(\mu, n) = \begin{bmatrix} A_1(\mu) & -\mu I & 0 & \dots & \dots & 0 \\ -\mu I & A_2(\mu) & -\mu I & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & -\mu I \\ 0 & \dots & \dots & 0 & -\mu I & A_n(\mu) \end{bmatrix}. \quad (16)$$

可证明方程(12)满足

$$\begin{aligned} C(b(n); \mu, n) &= \\ b(n)^T A(\mu, n) b(n) - 2b(n)^T G(n) y(n) + y(n)^T y(n). \end{aligned} \quad (17)$$

综合前文分析要求得时变系数估计序列 $b(n)$, 使有效代价方程 $\min_{b(n)} C(b(n); \mu, n)$ 成立. 则其必要条件

是 $\frac{\partial C(b(n); \mu, n)}{\partial b(n)} = 0$, 故可解得

$$A(\mu, n) b(n) = G(n) y(n). \quad (18)$$

可证明对于任意 $\mu \geq 0$ 和 $\mu \geq 1$, 矩阵 $A(\mu, n)$ 是半正定矩阵, 但是当 $\mu > 0$ 且 $X(n)$ 矩阵秩为 k 时, 矩阵 $A(\mu, n)$ 是正定的且方程(17)是 $b(n)$ 的凸面函数, 因此可知式(17)最小化有唯一解

$$b^{FLS}(\mu, n) = A(\mu, n)^{-1} G(n) y(n). \quad (19)$$

此时称式(19)为时变系数线性回归方程的当前时刻估计值.

5 实例仿真模拟与比较 (Simulation and comparison of the example)

在本文中采用某钢铁公司一高炉 2009 年 6 月份生产数据并对其进行模拟仿真.

5.1 两种方案的常规最小二乘仿真结果对比(Comparison of two kinds of simulation of OLS)

第3部分中方法1与方法2都是将模型(3)中的系数看作是在预报估计期间的的定常数来进行的,它们分别对高炉生产中的历史数据和当前炉次测量数据进行拟合分析并使用加权的最小二乘参数估计方法估计出各项系数值,然后将系数值代入模型中计算出下一炉铁水硅含量的预报值,最后分析比较两种方案中所获得的预报值与实际值相似度并得出结论.

使用MATLAB数学软件对第3章中的方法1和方法2分别进行仿真,最后选取28炉数据进行预测控制模拟,仿真结果对比如图3所示.

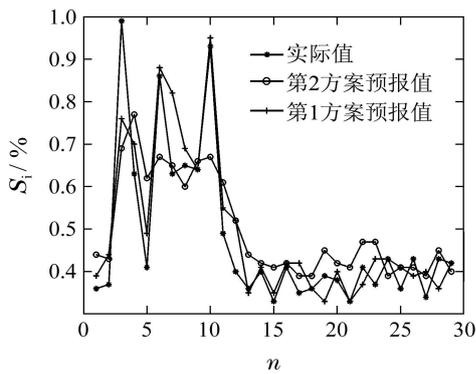


图3 两种方案硅含量预测仿真结果对比

Fig. 3 Comparison of the simulation results of two schemes of silicon content prediction

在高炉铁水硅含量的预测控制中,一般认为预报值与实测值之差在一定范围内(一般规定±0.1)都可看做是预报命中,从图中可以看出在误差允许范围内,两种方案的预报铁水硅含量变化趋势及命中率都能满足实际生产需要,但是比较两种方案,方案1无论是在预报命中率或精确度方面都强于第2种方案,主要是由于本模型中各项系数是随时间变化的,而第2种方案在预报过程中将此系数在更长时间内将其看作常数,故误差更大.

5.2 FLS方法实例仿真分析(Analysis of FLS simulation)

在实际生产中由于高炉内部环境特别复杂,各种参数相互影响且不断变化,因此可知本模型中各项系数也是时变的,FLS方法相比普通最小二乘方法最大优势就是在估计过程中充分考虑参数各项系数的变化,进而能够更准确地估计出每个时刻点上的系数值,能够使模型更加接近实际的生产过程.对于时变系数的系统模型可以通过一组实例查看此方法的跟踪效果.由于在高炉生产中各项参数都是波动性变化的,故为简便起见选取二维的正弦函数系统,令

$$\begin{aligned} x_{n1} &= \sin(5n + 1) + 0.5, \\ x_{n2} &= \cos(2n - 1). \end{aligned} \quad (20)$$

为了能够反映出时变系数的跟踪效果,可以任意选取函数,在此处令

$$b_{n1} = \cos(0.3n), \quad b_{n2} = \sin(0.3n). \quad (21)$$

在此选取30组数据使用MATLAB对文中的FLS算法进行仿真模拟可得如图4所示.

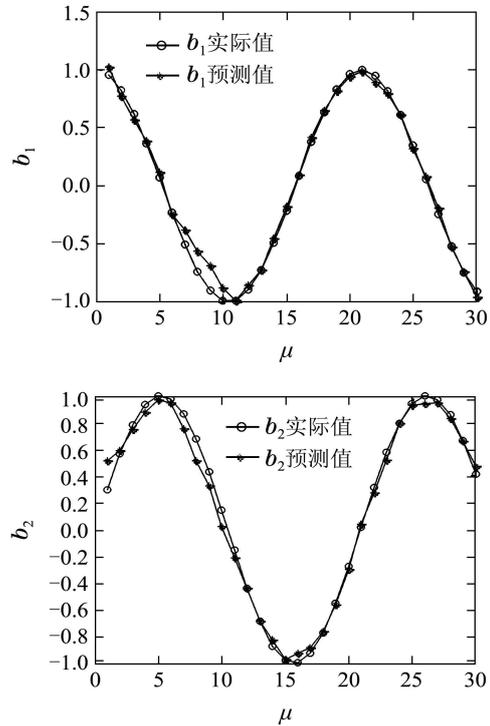


图4 $\mu = 0.001$ 时,实例仿真结果比较

Fig. 4 Comparing the results of example simulation when $\mu = 0.001$

从图4中可以看出对于时变系数的系统,采用FLS方法能够很好地估计出系数当前时刻值,因此对于时变系数的生产系统本方法能够更加准确地估计出各项系数当前时刻值,进而能够得到更加精准的数学模型.同样选取28炉数据采用易适应最小二乘方法进行MATLAB仿真模拟,最后得出结果如图5所示.

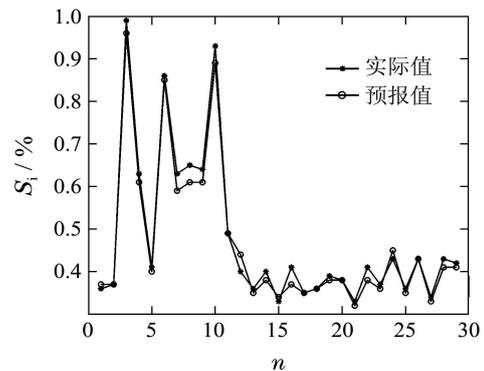


图5 FLS方法仿真结果图

Fig. 5 The simulation results of FLS method

从图5的仿真结果中可以看出,采用易适应最小二乘方法对高炉炉温系统进行预测控制所得结果无论

是从精度上还是命中率上都明显高于第3部分中所使用的方法,因为在控制模型中系数是时变的,常规最小二乘方法只能模糊地估计出一定时间内的定常系数,不可避免的会造成较大误差。因此采用FLS方法可以更准确地估计出每时刻上的系数值,进而得出更加精确的预测结果。

6 小结(Conclusions)

本文基于分布参数理论的知识结合高炉生产工艺提取相关变量并建立了相应的数学模型。在模型的基础上研究了高炉炉温的预测控制问题。在文献[10–11]的相关研究基础上,充分结合高炉实际生产情况,分别采用不同的方案对数学模型进行常规加权最小二乘估计并得出预测结果。相比较文献[11]中的介绍,在条件允许的情况下,能够更加清晰地选择最优方案完成对炉温的预测控制。同时本文中还对使用了一种针对时变系数的参数估计方法(FLS),此方法相比较文献[11]中的方法无论在命中率还是命中精度上都有明显提高,尤其是不稳定的炉况下。

参考文献(References):

- [1] ZENG J, GAO C H. Using non-linear GARCH model to predict silicon content in blast furnace hot metal [J]. *Asian Journal of Control*, 2008, 10(6): 632 – 637.
- [2] JUAN J, JAVIER M. Blast furnace hot metal temperature prediction through neural networks-based models [J]. *Journal of Iron and Steel Institute of Japan International*, 2004, 44(3): ??? – ???.
- [3] GAO C H, ZHOU Z M. Chaotic identification and prediction of silicon content in hot metal [J]. *Journal of Iron and Steel Research International*, 2005, 12(5): ??? – ???.
- [4] LIU X G, ZENG J S. Mathematical model and its hybrid dynamic mechanism in intelligent control of ironmaking [J]. *Journal of Iron and Steel Research International*, 2007, 14(1): 7 – 11.
- [5] JIAN L, LIU X G. Application of SVM to prediction of silicon content in hot metal [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2005, 29(3): 33 – 36.
- [6] 禹新辉. 分布参数系统控制理论中的几个问题 [D]. 浙江: 浙江大学, 1998.
(YU Xinhui. *Several problems in the control theory of distributed parameter systems* [D]. Zhejiang: University of Zhejiang, 1998.)
- [7] 周旋, 喻寿益. 大型立式淬火炉温度分布参数系统动态解耦控制算法 [J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2007, 38(3): 533 – 539.
(ZHOU Xuan, YU Shouyi. Dynamically decoupling control algorithm of temperature DPS in large scale vertical quench furnace [J]. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2007, 38(3): 533 – 539.)
- [8] 黄光远, 邱忠芳. 地震勘探数据处理的一种算法—分布参数系统最优控制理论的应用. 地球物理学报, 1985, 28(1): 74 – 83.
(HUANG Guangyuan, QIU Zhongfang. An algorithm of seismic data processing—the application of the optimal control of distributed parameter systems [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 1985, 28(1): 74 – 83.)
- [9] 刘祥官, 刘芳. 高炉炼铁过程优化与智能控制系统 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2003.
(LIU Xiangguan, LIU Fang. *Blast Furnace Ironmaking Process Optimization and Intelligent Control System* [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2003.)
- [10] 刘祥官, 罗世华, 刘元和, 等. 高炉炼铁过程炉温的非线性混合控制 [J]. 控制理论与应用, 2006, 23(3): 391 – 396.
(LIU Xiangguan, LUO Shihua, LIU Yuanhe, et al. Blast furnace iron-making process nonlinear hybrid control of furnace temperature [J]. *Control Theory and Applications*, 2006, 23(3): 391 – 396.)
- [11] 冯婷, 刘祥官, 马祥, 等. 高炉炉温预测控制的变系数回归模型 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2007, 10(41): 1743 – 1746.
(FENG Ting, LIU Xiangguan, MA Xiang, et al. Blast furnace temperature predictive control of variable coefficient regression model [J]. *Journal Of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2007, 10(41): 1743 – 1746.)
- [12] MEI C L, ZHANG W X, LEONG Y. Statistical inferences for Varying-coefficient models based on locally weighted regression technique [J]. *Acta Mathematica. Applicatae Sinica English Series*, 2001, 17(3): 407 – 417.
- [13] KALABA R, TEFATSION L. Time-varying linear regression via flexible least squares [J]. *Computers and Mathematics with Applications: Special Issue on System-Theoretic Methods in Economic Modeling*, 1989, 17(1): 1215 – 1245.
- [14] KALABA R, TEFATSION L. The flexible least squares approach to time-varying linear regression [J]. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 1988, 12(1): 43 – 48.
- [15] 杨民助, 席西民, 汪应洛. 时变系数线性模型的加权易适应最小二乘方法 [J]. 西安交通大学学报, 1997, 1(31): 67 – 73.
(YANG Minzhu, XI Youmin, WANG Yingluo. Weighted flexible least squares method of the time-varying linear regression model [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 1997, 1(31): 61 – 73.)
- [16] 刘显著. 炉温预测及智能控制的研究和实现 [D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
(LIU Xianzhu. *Research and implementation of the blast furnace temperature prediction and intelligent control* [D]. Hangzhou: University Of Zhejiang, 2003.)

作者简介:

陈明 (1986–), 男, 硕士研究生, 研究领域为复杂系统建模与控制、流程工业自动化, E-mail: chenming0611@163.com;

尹怡欣 (1957–), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究复杂系统建模与控制、人工智能、流程工业自动化, E-mail: yyx@ies.ustb.edu.cn;

祝乔 (1982–), 男, 讲师, 主要研究复杂系统建模与控制, E-mail: johnzon155@163.com;

张海刚 (1989–), 男, 博士研究生, 主要研究方向为故障诊断、容错控制, E-mail: gangustb@126.com.