

数据驱动闭环子空间预测控制方法研究与应用

刘昕明, 高宪文, 翁永鹏

(东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 提出一种完全数据驱动的闭环子空间辨识及预测控制器设计方法. 该方法完全由闭环系统的输入输出数据辨识子空间矩阵, 通过子空间矩阵的拆分, 排除了与扰动相关的模型输入, 进而获取子空间矩阵参数的无偏估计; 将辨识得到的闭环系统子空间矩阵描述直接作为预测模型, 设计预测控制器; 将其应用于某钢铁集团焦炉炭化室压力控制系统, 取得了良好的控制效果.

关键词: 数据驱动方法; 闭环子空间辨识; 模型预测控制; 炭化室压力

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Research and application of closed-loop subspace predictive control based on data driven

LIU Xin-ming, GAO Xian-wen, WENG Yong-peng

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: GAO Xian-wen, E-mail: gaoxianwen@mail.neu.edu.cn)

Abstract: A full data-driven method of closed-loop subspace identification and predictive controller design is presented, in which the subspace matrix is completely identified through the input and output data of the closed-loop system. By splitting the subspace matrix and eliminating the input of the model correlated to disturbance, the unbiased estimators of the parameters of the subspace matrix are obtained. The predictive controller is designed by using the closed-loop system subspace matrix which is obtained by identifying directly as the forecasting model. The control method is applied to the pressure regulating system for the coking chamber of an iron and steel group, and good performance is obtained.

Key words: data-driven method; closed-loop subspace identification; model predictive control; coking chambers pressure

0 引言

子空间方法是20世纪末提出的一种模型辨识方法, 其对先验知识要求较少, 在数值计算上也具有优势, 将其应用于多变量系统辨识, 受到了控制和辨识领域的广泛关注^[1]. 其模型形式适用于预测控制, 因此已有一些研究成果将子空间辨识与预测控制相结合, 以实现多变量系统预测控制, 即子空间预测控制(SPC). 根据预测模型形式的不同, 子空间预测控制方法主要分为两类: 一类使用子空间辨识取得状态空间模型作为预测模型^[2-3], 这些方法通常需要先由子空间方法得到系统的状态方程描述, 再设计模型预测控制器; 另一类方法不需要辨识状态方程, 而是由子空间矩阵直接设计预测控制器^[4-5]. 第2类方法与第1类方法相比省去了求解和转化状态方程, 但是目

前该类方法均基于开环系统辨识进行设计^[6-7], 而对于闭环系统而言其模型估计方法是有偏差的.

对于焦炉炭化室压力控制系统这一类不容间断的生产过程或是需要在线校正的闭环控制系统, 只能收集闭环数据. 针对这类问题, 本文在第2类子空间预测控制方法的基础上提出了一种完全数据驱动的闭环子空间辨识及预测控制器设计方法, 完全由闭环系统输入输出数据直接设计预测控制器. 焦炉炭化室压力控制系统是一个多变量强耦合系统, 本文提出的完全数据驱动闭环子空间辨识及预测控制器设计方法在该系统的控制中取得了令人满意的控制效果.

1 数据驱动开环子空间辨识及预测控制

对象模型的新息状态方程表示为

收稿日期: 2013-01-24; 修回日期: 2013-04-07.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61034005); 教育部基本科研业务费研究生科研创新项目(N100604001).

作者简介: 刘昕明(1984-), 男, 博士生, 从事复杂工业过程建模与预测控制的研究; 高宪文(1955-), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程的建模、智能控制与优化等研究.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + Ke(k), \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k) + e(k). \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $u(k) \in R^m$ 和 $y(k) \in R^n$ 为过程输入和输出, m 和 n 分别为输入和输出的维数, 向量 $x(k) \in R^o$ 为 k 时刻的状态向量, $e(k)$ 为新息序列, K 为卡尔曼增益. 已知测量值 $u(k)$ 和 $y(k)$ ($k \in \{0, \dots, 2r+s-2\}$), 控制量 $u(k)$ 的 Hankel 矩阵表示如下:

$$U_p = \begin{bmatrix} u_0 & u_1 & \cdots & u_{s-1} \\ u_1 & u_2 & \cdots & u_s \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{r-1} & u_r & \cdots & u_{r+s-2} \end{bmatrix}, \quad (2a)$$

$$U_f = \begin{bmatrix} u_r & u_{r+1} & \cdots & u_{r+s-1} \\ u_{r+1} & u_{r+2} & \cdots & u_{r+s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{2r-1} & u_{2r} & \cdots & u_{2r+s-2} \end{bmatrix}. \quad (2b)$$

其中: p 表示相对的时间序列, f 表示相对的未来时间序列. 类似的可以定义变量 $y(k)$ 的 Hankel 矩阵 Y_p 和 Y_f . 状态 $x(k)$ 的过去和未来时间序列分别定义为

$$\begin{aligned} X_p &= [x_0 \ x_1 \ \cdots \ x_{s-1}], \\ X_f &= [x_s \ x_{s+1} \ \cdots \ x_{r+s-1}]. \end{aligned} \quad (3)$$

通过迭代, 子空间辨识主要输入输出矩阵如下:

$$Y_f = L_w W_p + L_u U_f + L_e E_f. \quad (4)$$

其中: L_w 为状态子空间矩阵, L_u 为确定性输入的子空间矩阵, L_e 为随机输入的子空间矩阵, $W_p^T = [Y_p^T \ U_p^T]^T$, E_f 为过程与测量噪声. 式(4)表明未来输出序列可以由过去的输入输出序列描述. L_u 和 L_e 均为下三角矩阵, 分别是确定性输入和干扰输入的脉冲响应模型, 可表示成如下形式:

$$L_u = \begin{bmatrix} g_0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ g_1 & g_0 & 0 & 0 & 0 \\ g_2 & g_1 & g_0 & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ g_{r-1} & \cdots & g_2 & g_1 & g_0 \end{bmatrix}, \quad (5a)$$

$$L_e = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 & 0 & 0 \\ l_1 & I & 0 & 0 & 0 \\ l_2 & l_1 & I & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ l_{r-1} & \cdots & l_2 & l_1 & I \end{bmatrix}. \quad (5b)$$

算法 1^[4] 由式(4), Y_f 的估计可由 Y_f 的行空间到 $[W_p^T \ U_p^T]^T$ 的投影分解得到, 即

$$\hat{Y}_f = Y_f / \begin{bmatrix} W_p \\ U_f \end{bmatrix} = L_w W_p + L_u U_f. \quad (6)$$

令 $\hat{y}_f = [\hat{y}_{k+1}, \hat{y}_{k+2}, \dots, \hat{y}_{k+N_y}]$, 通过式(6)得到确定性输入子空间模型, 进而得到模型的预估表达式. 过程应用中为了更好地消除稳态误差, 预测模型通常写成增量形式, 即

$$\begin{aligned} \hat{y}_f &= \tilde{y} + \tilde{L}_w \Delta w_p + \tilde{L}_u \Delta u_f = \\ &F + \tilde{L}_u \Delta u_f. \end{aligned} \quad (7)$$

其中

$$\begin{aligned} \Delta w_p^T &= [\Delta y_p^T \ \Delta u_p^T]^T, \\ \Delta u_p &= [\Delta u_{k-r+1}, \dots, \Delta u_k], \\ \Delta y_p &= [\Delta y_{k-r+1}, \dots, \Delta y_k]; \end{aligned}$$

F 表示模型自由响应; k 时刻输出

$$\begin{aligned} \tilde{y} &= [y_k, y_k, \dots, y_k], \\ u_f &= [u_{k+1}, \dots, u_{k+N_y}]; \end{aligned}$$

N_u 和 N_y 分别代表控制时域和预测时域, 有

$$\tilde{L}_w = \begin{bmatrix} I_m & 0 & \cdots & 0 \\ I_m & I_m & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_m & I_m & I_m & I_m \end{bmatrix} L_w(1:mN_y, :),$$

$$\tilde{L}_u = L_u(1:mN_y, 1:nN_u) \begin{bmatrix} I_n & 0 & \cdots & 0 \\ I_n & I_n & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_n & I_n & I_n & I_n \end{bmatrix}.$$

采用广义预测 (GPC) 性能指标

$$\begin{aligned} J &= (r_f - F - \tilde{L}_u \Delta u_f)^T (r_f - F - \tilde{L}_u \Delta u_f) + \\ &\Delta u_f^T (\theta I) \Delta u_f, \end{aligned} \quad (8)$$

将式(7)代入(8)求得控制序列

$$\Delta u_f = (\tilde{L}_u^T \tilde{L}_u + \theta I)^{-1} \tilde{L}_u^T (r_f - F), \quad (9)$$

其中 $r_f = [r_{k+1}, r_{k+2}, \dots, r_{k+N_y}]$.

这种子空间预测控制方法是建立在式(6)的基础上, 式(6)成立的前提是 $N \rightarrow \infty$ 时, $\frac{1}{N} E_f U_f^T \rightarrow 0$, 即模型输入 U_f 与新息序列 E_f 不相关, 否则这种估计是有偏的^[8]. 对于闭环控制系统而言, 模型输入取决于输出反馈, 显然该估计是有偏的.

2 闭环子空间预测控制

文献[9]提出了一种简化子空间模型的辨识方法 (PARSIM), 通过对非随机项 (闭环系统控制器的输出) 与误差的处理, 进而对闭环系统进行无偏模型估计. 文献[10]提出的 PARSIM-E 方法, 文献[11]提出的 PARSIM-S 方法, 文献[12]提出的 PARSIM-K 方法, 都属于这一系列的辨识方法, 但是这些方法都是基于状态空间模型估计提出的. 本文在算法 1 的基础上提出一种闭环子空间矩阵估计方法, 并设计基于闭环数

据辨识的增量式预测控制算法。

算法 2 根据上节分析, 闭环系统中 U_f 与新息序列 E_f 的相关性造成了算法 1 中的模型估计是有偏的, 为了排除相关项, 本文对子空间输入输出矩阵表达式进行分解. 首先定义 Hankel 矩阵 E_f 、 Y_f 和 U_f 按照行空间拆分后的表达式如下:

$$E_f = \begin{bmatrix} E_{f1} \\ E_{f2} \\ \vdots \\ E_{fr} \end{bmatrix}, E_f^i = \begin{bmatrix} E_{f1} \\ E_{f2} \\ \vdots \\ E_{fi} \end{bmatrix}, i \in \{1, 2, \dots, r\}. \quad (10)$$

其中: E_{fi} 表示对 E_f 行拆分后的第 i 行, E_f^i 表示 E_f 拆分后的前 i 行. 相同的方式可以定义 Y_f 拆分后的第 i 行为 Y_{fi} , 前 i 行为 Y_f^i ; U_f 分解拆分后的第 i 行为 U_{fi} , 前 i 行为 U_f^i . 系数矩阵 L_{wi} 定义为

$$L_{wi} = L_w^T(r(i-1) : ri, :), i \in \{1, 2, \dots, r\}. \quad (11)$$

L_{ui} 、 L_{ei} 的定义与 L_{wi} 相同. 根据式 (5), L_{ei} 按列表示成 $L_{ei} = [l_{i-1} \ \dots \ l_1 \ I]$, 由式 (4), Y_{fi} 可以表示成

$$Y_{fi} = L_{wi}W_p + L_{ui}U_f^i + L_{ei}E_f^i. \quad (12)$$

进一步拆分, 由式 (12) 可得

$$Y_{fi} = L_{wi}W_p + L_{ui}U_f^i + L_{ei}^-E_f^{i-1} + E_{fi}, \quad (13)$$

$$L_{ei}^- = [l_{i-1} \ \dots \ l_2 \ l_1].$$

不论对于开环还是闭环系统而言, 未来的新息序列 E_{fi} 与 U_f^i 是无关系的, 因此如果能够估计 E_f^{i-1} , 便可利用一步预估求取 L_{wi} 和 L_{ui} .

式 (12) 可以写成

$$Y_{f(i-1)} = [L_{w(i-1)} \ L_{u(i-1)}] \begin{bmatrix} W_p \\ U_f^{i-1} \end{bmatrix} + L_{e(i-1)}E_f^{i-1}, \quad (14)$$

可采用最小二乘法估计 E_f^{i-1} , 即

$$\hat{E}_f^{i-1} = \hat{Y}_{f(i-1)} - [\hat{L}_{w(i-1)} \ \hat{L}_{u(i-1)}] \begin{bmatrix} W_p \\ U_f^{i-1} \end{bmatrix}, \quad (15)$$

$$[\hat{L}_{w(i-1)} \ \hat{L}_{u(i-1)}] = Y_{f(i-1)} \begin{bmatrix} W_p \\ U_f^{i-1} \end{bmatrix}^\dagger, \quad i \in \{2, 3, \dots, r\}.$$

由式 (13) 可得

$$Y_{fi} = [L_{wi} \ L_{ui} \ L_{ei}^-] \begin{bmatrix} W_p \\ U_f^i \\ \hat{E}_f^{i-1} \end{bmatrix} + E_{fi}. \quad (16)$$

E_{fi} 与 W_p 、 U_f^i 、 \hat{E}_f^{i-1} 皆不相关, \hat{L}_{wi} 、 \hat{L}_{ui} 、 \hat{L}_{ei}^- 可由 Y_{fi} 行空间到 $[W_p^T \ (U_f^{i-1})^T \ (\hat{E}_f^{i-1})^T]^T$ 的投影求

得.

$$\hat{Y}_{fi} = Y_{fi} / \begin{bmatrix} W_p \\ U_f^i \\ \hat{E}_f^{i-1} \end{bmatrix} = \hat{L}_{wi}W_p + \hat{L}_{ui}U_f^i + \hat{L}_{ei}^- \hat{E}_f^{i-1}. \quad (17)$$

在式 (17) 中获得了 \hat{Y}_{fi} , 随后的计算过程中直接利用下式更新 \hat{E}_f^i :

$$\hat{E}_f^i = \begin{bmatrix} \hat{E}_f^{i-1} \\ \hat{E}_{fi} \end{bmatrix}, \quad (18)$$

其中 $\hat{E}_{fi} = Y_{fi} - \hat{Y}_{fi}$.

算法 2 中子空间辨识的计算步骤可归结如下:

Step 1: 首次计算时 $i = 1$, 由式 (14) 和 (15) 可以算得 \hat{L}_{w1} 、 \hat{L}_{u1} 、 \hat{E}_f^1 ;

Step 2: $i = i + 1$, 由 W_p 、 U_f^i 和 \hat{E}_f^{i-1} , 根据式 (17) 可以求得 \hat{L}_{wi} 、 \hat{L}_{ui} 、 \hat{L}_{ei}^- 和 \hat{Y}_{fi} , $i \in \{2, 3, \dots, r\}$, 如果 $i = r$, 则结束, 否则进入 Step 3;

Step 3: 由式 (18) 更新 \hat{E}_f^i , 并返回 Step 2 继续执行.

经反复执行 Step 2 和 Step 3, 最后通过求取闭环子空间来估计确定性子空间矩阵和随机性子空间矩阵

$$\hat{L}_w = \begin{bmatrix} \hat{L}_{w1} \\ \hat{L}_{w2} \\ \vdots \\ \hat{L}_{wr} \end{bmatrix}, \hat{L}_u = \begin{bmatrix} \hat{L}_{u1} \\ \hat{L}_{u2} \\ \vdots \\ \hat{L}_{ur} \end{bmatrix}, \hat{L}_e^- = \begin{bmatrix} \hat{L}_{e1}^- \\ \hat{L}_{e2}^- \\ \vdots \\ \hat{L}_{er}^- \end{bmatrix}. \quad (19)$$

令 $\hat{L}_{ei} = [\hat{L}_{ei}^- \ I]$, $i \in \{1, 2, \dots, r\}$, 能够得到

$$\hat{L}_e = \begin{bmatrix} \hat{L}_{e1} \\ \hat{L}_{e2} \\ \vdots \\ \hat{L}_{er} \end{bmatrix}. \quad (20)$$

子空间闭环辨识预估模型可以写成如下形式:

$$\hat{Y}_f = \hat{L}_w W_p + \hat{L}_u U_f + \hat{L}_e E_f. \quad (21)$$

设预测时域为 N_y , $\hat{y}_f = [\hat{y}_{k+1}, \hat{y}_{k+2}, \dots, \hat{y}_{k+N_y}]$, 预估模型用增量形式表示为

$$\hat{y}_f = \tilde{y} + \bar{L}_w \Delta w_p + \bar{L}_u \Delta u_f = F^\circ + \bar{L}_u \Delta u_f, \quad (22)$$

其中

$$\begin{aligned} \tilde{y} &= [y_k, y_k, \dots, y_k], \\ \Delta w_p^T &= [\Delta y_p^T \ \Delta u_p^T]^T, \\ \Delta u_p &= [\Delta u_{k-r+1}, \dots, \Delta u_k], \\ \Delta y_p &= [\Delta y_{k-r+1}, \dots, \Delta y_k], \\ \Delta u_f &= [\Delta u_{k+1}, \dots, \Delta u_{k+N_y}]; \end{aligned}$$

N_u 代表控制时域. 增量形式的确定性部分系数 \bar{L}_w 和 \bar{L}_u 的求取方式参照 \tilde{L}_w 和 \tilde{L}_u , 模型的自由响应

$$F^\circ = \tilde{y} + \bar{L}_w \begin{bmatrix} \Delta w_p \\ \Delta u_p \end{bmatrix}.$$

由式 (9), 控制器增量输出为

$$\Delta u_f = (\bar{L}_u^T \bar{L}_u + \theta I)^{-1} \bar{L}_u^T (r_f - F^\circ). \quad (23)$$

控制器输出时, 在每一个采样时刻只取 Δu_f 向量的第 1 个值, 每一拍的控制器输出表达式为

$$u_k = u_{k-1} + \Delta u_k = u_{k-1} + L \left\{ r_f - \left\{ \tilde{y} + \bar{L}_w \begin{bmatrix} \Delta y_p \\ \Delta u_p \end{bmatrix} \right\} \right\}. \quad (24)$$

其中: I_n 负责截取矩阵的前 n 行, 而

$$L = [I_n \ 0 \ \dots \ 0] \{ (\bar{L}_u^T \bar{L}_u + \theta I)^{-1} \bar{L}_u^T \}. \quad (25)$$

控制器在线运行时只需要计算式 (23), 控制输出与子空间矩阵直接关联, 没有经过中间参数辨识. 此外, 子空间矩阵均基于闭环数据辨识获得, 为进行在线辨识和模型更新提供了一种解决策略.

3 应用实例

本文方法已应用于某钢铁集团焦炉炭化室压力控制系统改造项目, 焦炉炭化室气体排放出口与集气管相连, 实际上是通过控制集气管压力影响炭化室底部气体压力, 炭化室底部压力由当前气体密度与集气管距离炭化室底部的高度换算得到^[13]. 多条集气管出来的气体在吸气总管中汇合, 另外相邻两管之间存在细连通管, 这就导致了两段集气管压力之间耦合很严重, 系统结构见图1.

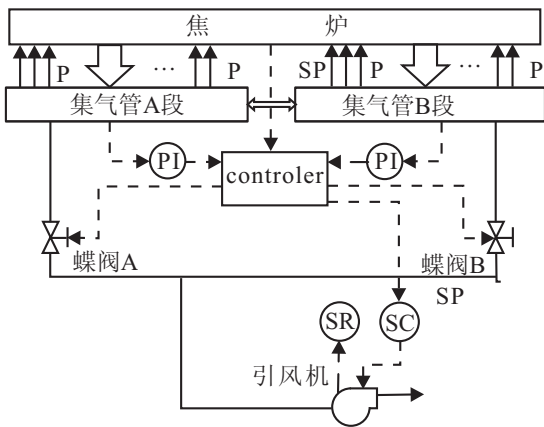
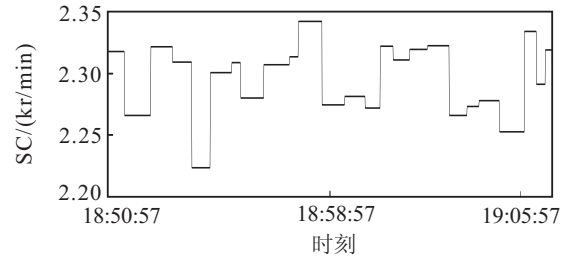


图 1 某钢铁集团炼焦炭化室压力控制系统结构示意图

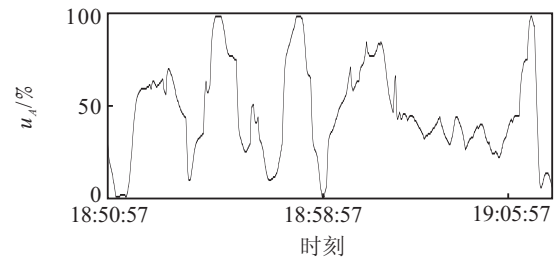
由图 1 可以看出, 影响集气管压力的可控量分别是每个集气管对应蝶阀的开度和吸气总管的引风机转速. 改造前系统采用单回路 PID 控制策略, 每个控制回路根据单个集气管的压力偏差调节对应蝶阀的开度, 引风机转速设定值则以维持管道吸力稳定为目标由单独的回路调节. 采用单回路控制方式, 一方面忽略了各部分之间的压力耦合, 经常引发集气管压力

反复震荡; 另一方面, 引风机回路单独调整导致集气管的排气吸力经常过大或者不足. 改造后的控制系统采用多入多出预测控制器, 将各集气管压力作为被控变量, 各个集气管对应的蝶阀和吸气管道上的引风机转速作为控制器输出量.

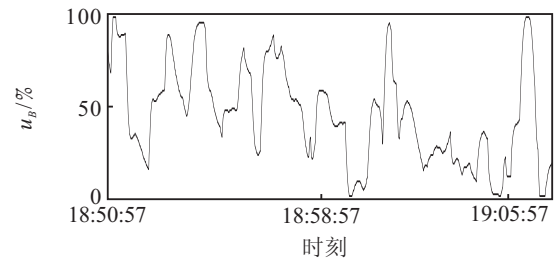
获取建模数据时, 为了捕捉系统的瞬态响应, 激励脉冲的幅值变化和持续时间均采用随机信号. 因为实验期间集气管压力要保证在工艺允许范围内波动, 所以蝶阀至集气管压力回路必须保持闭环工作, 对各



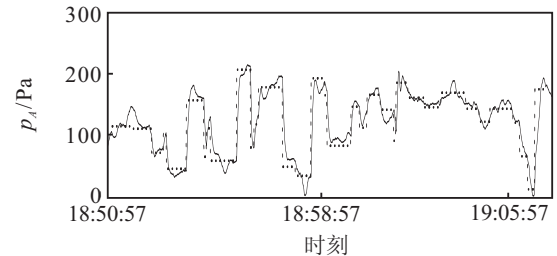
(a) 172_16_1_23_Freelance2000OPCServer_29_3SI_41501



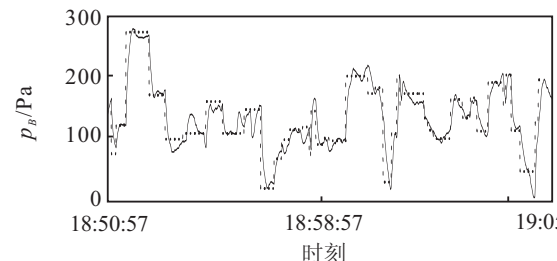
(b) 172_16_1_31_Freelance2000OPCServer_39_PRC_21101_OTM



(c) 172_16_1_31_Freelance2000OPCServer_39_PRC_21102_OTM



(d) 172_16_1_31_Freelance2000OPCServer_39_PRC_21101

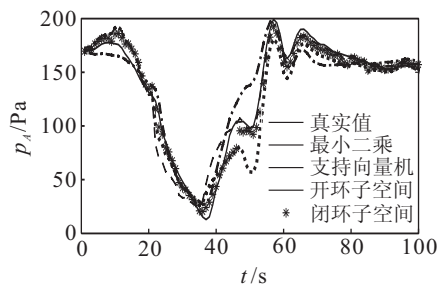


(e) 172_16_1_31_Freelance2000OPCServer_39_PRC_21102

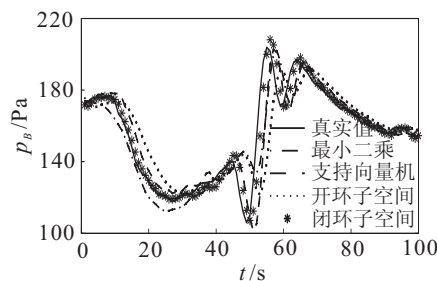
图 2 模型辨识的输入输出信号

集气管压力设定值施加激励信号. 压力设定值激励采用均值为120 Pa、标准差为50 pa的高斯信号(压力仪表量程为0~400 Pa), 持续时间选择为2~60 s的随机数. 引风机转速设定值激励以开环的形式施加, 该激励信号采用均值为2 200 r/min、标准差为50 r/min的高斯信号, 持续时间选择为10~60 s的随机数, 使用该组信号能够保证在实验期间蝶阀大部分时间处于“可调区间”内. 模型辨识的输入输出信号见图2, 由上至下分别为引风机转速设定值、蝶阀A开度、蝶阀B开度、A段集气管压力响应及压力设定值激励、B段集气管压力响应及压力设定值激励.

在施加激励信号期间, 采集系统实测样本数据1 000组, 使用前600组数据作为学习样本, 后400组数据作为测试样本. 经过上面的分析, 施加激励信号实验期间, 蝶阀至集气管压力通道处于闭环工作状态, 因此该数据集的辨识问题属于闭环辨识问题, 采用闭环子空间辨识算法2进行辨识. 建模输入变量为蝶阀A开度、蝶阀B开度和引风机转速、建模输出变量为A段集气管压力和B段集气管压力. 本文算法与最小二乘辨识、支持向量机回归^[14]、开环子空间辨识3种方法进行比较. 两段集气管压力的部分测试数据与模型预测结果见图3.



(a) A段集气管压力



(b) B段集气管压力

图3 集气管压力模型预测结果

采用平方误差均值(MRSE)作为辅助分析误差性能准则, 第j个变量的MRSE值表示为

$$\varepsilon_j = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{400} (\hat{p}_{kj} - p_{kj})^2}{\sum_{k=1}^{400} p_{kj}^2}} \times 100\%$$

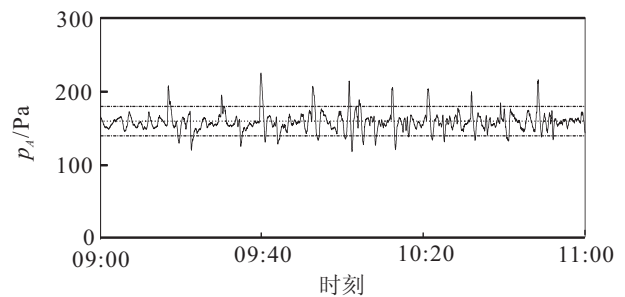
其中: $j = 1, 2$; p_{kj} 和 \hat{p}_{kj} 分别表示第k时刻系统和模型的第j个输出变量值. 利用以上算法对数据多次运行, 找到最优的参数值, 性能比较如表1所示.

表1 辨识方法性能比较

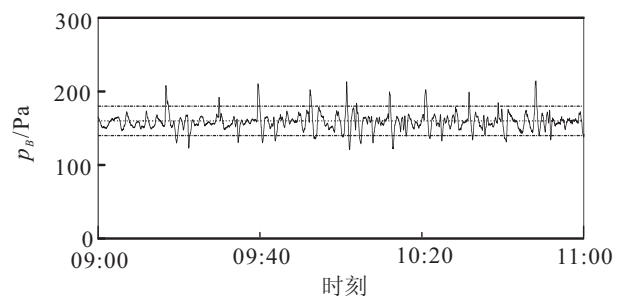
MRSE	最小二乘	支持向量机	开环子空间	闭环子空间
ε_1	11.42	7.75	7.67	6.46
ε_2	7.04	6.24	6.51	5.61
均值	9.23	6.995	7.09	6.035

ε_1 和 ε_2 分别为A段集气管压力和B段集气管压力的MRSE值. 从结果可以看出, 本文采用的数据驱动闭环子空间辨识方法, 在对含有闭环数据的集气管压力数据集辨识中具有更好的建模精度, 为预测控制器的应用打下了良好的基础.

闭环子空间预测控制方法投入之后, 集气管压力控制有了很大的改善. 由图4可以看出, 除了装煤强干扰时间段以外, 大部分区间的压力都能稳定在工艺最优区间(误差在±20 Pa以内). 经统计, 10个装煤区间的压力波动值范围在优化设定值±20 Pa区间内的采样点占总采样的95%以上.



(a) 172_16_1_31_Freelance2000OPCServer_39_PRC_21102



(b) 172_16_1_31_Freelance2000OPCServer_39_PRC_21101

图4 10个装煤周期集气管压力控制曲线

4 结 论

本文在数据驱动开环子空间预测控制基础上提出一种数据驱动闭环子空间预测控制方法. 为了排除相关项, 对子空间矩阵按照行空间拆分, 估计拆分后的参数矩阵. 在获取子空间描述矩阵的基础上, 设计直接基于闭环系统子空间矩阵描述的预测控制器, 省去了通常子空间方法中求取状态空间参数的步骤; 用子空间矩阵作预测模型, 采用了GPC性能指标, 但是

避免了求解丢番图方程. 本文提出的算法已经应用在某钢铁集团焦炉炭化室压力控制系统中, 取得了较高的预测精度和满意的控制效果. 本文算法是对动态闭环系统进行模型辨识和控制, 因此借助该方法还可以实现模型在线估计和控制器优化.

参考文献(References)

- [1] Joe Qin S. An overview of subspace identification[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2006, 30(10/11/12): 1502-1513.
- [2] Lijun Song, Jyoti Mazumder. Feedback control of melt pool temperature during laser cladding process[J]. *IEEE Trans on Control Systems Technology*, 2011, 19(6): 1349-1356.
- [3] Samuel Privara, Jan S, Lukas Ferkliroky, et al. Model predictive control of a building heating system: The first experience[J]. *Energy and Buildings*, 2011, 43(2): 564-572.
- [4] Ramesh Kadhala, Biao Huang, Anthony Rossiter. A data driven subspace approach to predictive controller design[J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11(3): 261-278.
- [5] Wang Xiaorui, Huang Biao, Chen Tongwen. Multirate minimum variance control design and control performance assessment: A data-driven subspace approach[J]. *IEEE Trans on Control Systems Technology*, 2007, 15(1): 65-73.
- [6] 向立志, 史运涛, 高东杰. 基于支持向量机N4SID辨识模型的非线性预测控制[J]. *控制与决策*, 2007, 22(5): 549-553.
(Xiang L Z, Shi Y T, Gao D J. Nonlinear model predictive control based on N4SID model identification using support vector machines[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(5): 549-553.)
- [7] Ricardo Dunia, Gary T Rochelle, Joe Qin S. Modeling CO2 recovery for optimal dynamic operations[C]. *IEEE Conf on Decision and Control and European Control Conf.* Orlando, 2011: 6475-6480.
- [8] Lennart Ljung, Tomas McKelvey. Subspace identification from closed loop data[J]. *Signal Processing*, 1996, 52(2): 209-215.
- [9] Joe Qin S, Jin Wang, Lennart Ljung. Subspace identification methods using parsimonious model formulation[C]. *AIChE 2002 Annual Conf.* Indianapolis, 2002.
- [10] Weilu Lin, Joe Qin S, Lennart Ljung. On consistency of closed-loop subspace identification with innovation estimation[C]. *IEEE Conf on Decision and Control.* Atlantis, 2004: 2195-2200.
- [11] Joe Qin S, Lin Weilu, Lennart Ljung. A novel subspace identification approach with enforced causal models[J]. *Automatica*, 2005, 41(12): 2043-2053.
- [12] Gabriele Pannocchia, Mirco Calosi. Closed-loop PARSIMONIOUS subspace identification: Theory and application to MPC[C]. *Int Symposium on Dynamics and Control of Process Systems.* Leuven, 2010: 347-352.
- [13] Liu Xinming, GAO Xianwen, Wang Wei. Survey on coke oven gas-collector pressure control[C]. *Chinese Control and Decision Conf.* Mianyang, 2011: 528-533.
- [14] 高淑芝, 冯少华, 高宪文, 等. 基于SVM的PVC汽提过程预测控制方法[J]. *信息与控制*, 2011, 40(4): 518-524.
(Gao S Z, Feng S H, Gao X W, et al. Predictive control method of PVC stripper process based on SVM[J]. *Information and Control*, 2011, 40(4): 518-524.)

(责任编辑: 孙艺红)