

1-2-2019

Data Driven Pre Tuning Adaptive Subspace Model Predictive Control

Han Pu

Hebei Engineering Research Center of Simulation & Optimized Control for Power Generation, Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

Liu Miao

Hebei Engineering Research Center of Simulation & Optimized Control for Power Generation, Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

Jia Hao

Hebei Engineering Research Center of Simulation & Optimized Control for Power Generation, Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Data Driven Pre Tuning Adaptive Subspace Model Predictive Control

Abstract

Abstract: The problem of predictive control is investigated for power plant superheated steam temperature system with the characteristics of large delay, large inertia and time-varying. The data driven pre tuning adaptive subspace model predictive control (PTA-MPC) method, which combines the advantages of subspace identification and state space predictive control, is proposed. *The state space models of multiple conditions are obtained by subspace identification with the input signal in persistent excitation. The predictive control law is derived with the state space models, and the controller parameters are optimized by using particle swarm optimization (PSO) algorithm. Based on the least square parameter estimation, state space model parameters and predictive controller parameters are smoothed. The steps of PTA-MPC algorithm in cascade control system are presented. A simulation example illustrates the effectiveness of this method.*

Keywords

subspace identification, state space model, predictive control, pre tuning adaptive

Recommended Citation

Han Pu, Liu Miao, Jia Hao. Data Driven Pre Tuning Adaptive Subspace Model Predictive Control[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(1): 332-340.

数据驱动预整定自适应子空间模型预测控制

韩璞, 刘淼, 贾昊

(河北省发电过程仿真与优化控制工程技术研究中心, 华北电力大学自动化系, 河北 保定 071003)

摘要: 针对电厂过热汽温系统的大迟延、大惯性、时变等的特性, 研究其预测控制问题, 提出一种数据驱动预整定自适应子空间模型预测控制方法 PTA-MPC (Pre Tuning Adaptive Subspace Model Predictive Control), 结合子空间辨识和状态空间预测控制的优点。通过子空间辨识得到多个工况在输入信号满足持续激励的情况下的状态空间模型。通过状态空间模型递推出预测控制律, 利用粒子群算法对各工况下的控制器参数进行整定。采用最小二乘参数估计的方法将多工况下的状态空间模型及预测控制器参数进行平滑处理。给出了PTA-MPC在串级控制中设计的步骤。仿真实验的结果验证了所提方法的有效性。

关键词: 子空间辨识; 状态空间模型; 预测控制; 预整定自适应

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2018)01-0332-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201801044

Data Driven Pre Tuning Adaptive Subspace Model Predictive Control

Han Pu, Liu Miao, Jia Hao

(Hebei Engineering Research Center of Simulation & Optimized Control for Power Generation, Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: The problem of predictive control is investigated for power plant superheated steam temperature system with the characteristics of large delay, large inertia and time-varying. The data driven pre tuning adaptive subspace model predictive control (PTA-MPC) method, which combines the advantages of subspace identification and state space predictive control, is proposed. The state space models of multiple conditions are obtained by subspace identification with the input signal in persistent excitation. The predictive control law is derived with the state space models, and the controller parameters are optimized by using particle swarm optimization (PSO) algorithm. Based on the least square parameter estimation, state space model parameters and predictive controller parameters are smoothed. The steps of PTA-MPC algorithm in cascade control system are presented. A simulation example illustrates the effectiveness of this method.

Keywords: subspace identification; state space model; predictive control; pre tuning adaptive

引言

火电厂过热汽温系统存在着大迟延、大惯性、

时变(随负荷状态而变)等特性。描述过热汽温系统的动态特性一般采用传递函数模型和状态空间模型^[1]。较之传递函数模型, 状态空间模型便于表征多变量系统, 并且能够在表示系统输入输出关系的同时反映系统的内部状态, 其作为一种时域分析方法, 可以直接在时域中进行数值计算^[2]。基于状态空间的闭环子空间辨识由于强数值鲁棒性、辨识参



收稿日期: 2016-05-27 修回日期: 2016-07-25;
作者简介: 韩璞(1959-2017), 男, 河北平泉, 学士, 教授, 博导, 研究方向为智能优化、智能控制、计算机仿真及其在电力系统中的应用; 刘淼(1990-), 女, 云南曲靖, 博士生, 研究方向为智能优化算法、预测控制及其在电力系统中的应用。

<http://www.china-simulation.com>

数少等优点, 受到了很多的学者关注。Kung^[3]提出了状态子空间辨识方法, 近几年来, 子空间辨识方法的研究不断深入, 从离线辨识到在线辨识, 从开环辨识到闭环辨识, 从线性时不变系统的辨识到特殊结构的非线性系统的辨识等多个方面都取得了一定的成绩。比如近五年, 王新等^[4]提出了一种改进的子空间辨识方法, 应用于热工系统, 结果表明该算法能够在保证较好辨识精度的前提下, 提高原算法的计算效率; Wang J 等^[5]提出了一种新的采用奇偶空间的子空间闭环辨识方法, 并应用于故障检测等。但在过去十几年内, 大量的子空间辨识方法被开发应用于线性系统, 非线性系统的子空间辨识仍有待研究。但是由于建立非线性系统模型得困难性, 一些学者采用分段线性化模型来近似代替非线性模型, 取得了一定的效果, 叶凌箭等^[6]提出一种基于分段线性化模型的改进自主优化控制方法, 获取不同扰动工况下的分段线性化模型, 分别应用线性化自主优化的方法构造总的被控变量在更大范围的操作空间内最小化平均损失; 王志甄等^[7]采用分段线性化的方法, 将非线性系统过程分为多个分段的线性化模型, 将动态矩阵控制策略推广到各个分段线性模型, 设计了分段线性化多模型 DMC 算法, 通过组合实现其预测控制的目的。

预测控制^[8]是一种具有着深刻的工程背景和理论意义的控制算法, 它在系统控制中得到广泛的应用。预测控制采用状态空间模型较之传统的输入输出模型(包括参数模型和非参数模型), 能达到较高控制性能和控制精度。吴啸等^[9]针对机炉协调系统, 提出一种基于子空间辨识和多模型策略结合的数据驱动建模方法, 将原非线性系统划分为若干个工作区间, 使用子空间辨识的方法以获得局部状态空间模型; 张立等^[10]提出了一种基于递推子空间的自适应预测控制综合方法, 通过在每一步中加入当前输入输出数据重新构建 Hankel 矩阵, 对广义能观矩阵进行更新, 从而获得对应的状态空间模型, 并应用于预测控制综合得到控制律; 赵慧荣等^[11]通过对过热器进行机理建模, 并在额定工况点进行

局部线性化获得状态空间模型, 提出基于多模型集的主汽温扰动抑制预测控制方法。状态空间模型预测控制算法将系统辨识和控制器设计有效的结合在了一起, 简化了控制器的设计, 但该方法的应用大都是在同一工况的条件下。

数据驱动的思想^[12]是利用被控系统的在线和(或)离线数据, 实现系统基于数据的预报、评价、监控、诊断、决策和优化等各种期望功能。李晗等^[13]从基于数据驱动的故障诊断方法的国内外发展情况入手, 介绍了该方法的地位和应用背景, 并指出了几个具有前景的研究方向; 赵书强等^[14]根据 WAMS 实测数据, 对电力系统低频振荡模式进行辨识, 对基于数据驱动随机子空间(SSI)辨识方法进行了研究。本文结合子空间辨识和预测控制的优点, 利用火电机组的离线数据采用子空间辨识的方法建立受控对象的状态空间模型, 并设计预测控制器对控制参数进行预先的整定及对系统进行相关的分析, 提出一种数据驱动预整定自适应子空间模型预测控制的方法 PTA-MPC(Pre Tuning Adaptive Model Predictive Control)。由于复杂控制系统的多模型和多控制器之间的切换也可依据基于数据的评价指标来进行^[15], 因此有效的利用火电机组运行的离线数据设计的多模型和多控制器主蒸汽温度预整定预测控制系统具有更加安全、客观和高效的运行机制。某 600 MW 发电机组过热汽温系统升负荷仿真实验的结果表明了该控制方法控制效果良好, 抗干扰能力强, 具有较强的鲁棒性。

1 子空间辨识

考虑如下线性时不变离散状态空间模型^[16]:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + \omega(k) \\ y(k) = Cx(k) + Du(k) + v(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $u(k) \in R^m$, $y(k) \in R^l$, $A \in R^{n \times n}$, $B \in R^{n \times m}$, $C \in R^{l \times n}$, $D \in R^{l \times m}$, n 为系统的阶次, $\omega(k) \in R^{n \times 1}$, $v(k) \in R^{l \times 1}$ 为零均值白噪声序列。

并且上述状态空间模型(1)满足以下假设:

- 1) $\{A, C\}$, $\{A, B\}$ 满足能观性和能控性;

- 2) A 的特征值在单位圆内, 即系统渐近稳定;
- 3) 输入 $u(k)$ 满足持续激励, 即输入序列的 Hankel 矩阵的协方差满秩 $rank(\phi[U_{0|2i-1}, U_{0|2i-1}]) = 2mi$;
- 4) 输入序列与噪声序列不相关;
- 5) $\omega(k) \in R^{n \times 1}$ 、 $v(k) \in R^{l \times 1}$ 均为零均值白噪声序列且满足

$$E\left[\begin{pmatrix} \omega_p \\ v_p \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_q^T & v_q^T \end{pmatrix}\right] = \begin{pmatrix} Q & S \\ S^T & R \end{pmatrix} \delta_{pq} \geq 0 \quad (2)$$

$Q \in R^{n \times n}$, $S \in R^{n \times l}$, $R \in R^{l \times l}$ 为噪声序列 $\omega(k)$ 和 $v(k)$ 的协方差矩阵, δ_{pq} 为克罗内克函数^[2]。

将(1)式分解为确定部分和随机部分, 即 $X = X^d + X^s$, $Y = Y^d + Y^s$, 并通过迭代, 可得到

$$Y_p = G_i X_p^d + H_i^d U_p + Y_p^s \quad (3)$$

$$Y_f = \Gamma_i X_f^d + H_i^d U_f + Y_f^s \quad (4)$$

$$X_f^d = A^i X_p^d + \Delta_i^d U_p \quad (5)$$

其中, 增广观测矩阵

$$\Gamma_i = (C \quad CA \quad CA^2 \quad \dots \quad CA^{i-1})^T \in R^{l \times n} \quad (6)$$

确定性下三角 Toeplitz 矩阵

$$H_i^d = \begin{pmatrix} D & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CB & D & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & D & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ CA^{i-2}B & CA^{i-3}B & CA^{i-4}B & \dots & D \end{pmatrix} \in R^{l \times mi} \quad (7)$$

输入 Hankel 矩阵

$$U_{0|2i-1} = \begin{pmatrix} u_0 & u_1 & u_2 & \dots & u_{j-1} \\ u_1 & u_2 & u_3 & \dots & u_j \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_{i-1} & u_i & u_{i+1} & \dots & u_{i+j-2} \\ u_i & u_{i+1} & u_{i+2} & \dots & u_{i+j-1} \\ u_{i+1} & u_{i+2} & u_{i+3} & \dots & u_{i+j} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_{2i-1} & u_{2i} & u_{2i+1} & \dots & u_{2i+j-2} \end{pmatrix} \in R^{(2i-1) \times j} \stackrel{def}{=} \begin{pmatrix} U_{0|i-1} \\ U_{i|2i-1} \end{pmatrix} \stackrel{def}{=} \begin{pmatrix} U_p \\ U_f \end{pmatrix} \quad (8)$$

式中: p 表示“过去”; f 表示“将来”, 并假设 $j \rightarrow \infty$ 。

同理可得到输出的 Hankel 矩阵 Y_p 和 Y_f , 及其分解 Y_p^d , Y_f^d 和 Y_p^s , Y_f^s 。

定义

$$W_p = W_{0|i-1} \stackrel{def}{=} \begin{pmatrix} U_{0|i-1} \\ Y_{0|i-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} U_p \\ Y_p \end{pmatrix} \quad (9)$$

状态序列

$$X_i \stackrel{def}{=} (x_i \quad x_{i+1} \quad \dots \quad x_{i+j-2} \quad x_{i+j-1}) \in R^{n \times j} \quad (10)$$

其中, $X_p^d = X_0^d$, $X_f^d = X_i^d$, $X_p^s = X_0^s$, $X_f^s = X_i^s$ 。

定义

$$Z_i \stackrel{def}{=} Y_f / \begin{pmatrix} W_p \\ U_f \end{pmatrix} = \Gamma_i \hat{X}_i + H_i^d U_f \quad (11)$$

其中 $\hat{X}_i \stackrel{def}{=} \hat{X}_{i[\bar{x}_0, \bar{p}_0]}$, $\hat{X}_0 = X_0^d / U_f U_p$,

$$P_0 \stackrel{def}{=} -\Phi \left[X_p^d \begin{pmatrix} U_p \\ U_f \end{pmatrix}^\dagger, X_f^d \begin{pmatrix} U_p \\ U_f \end{pmatrix}^\dagger \right]$$

对(4)式进行斜交投影

$$O_i = Y_f / U_f W_p = \Gamma_i \tilde{X}_i \quad (12)$$

若矩阵 $A \in R^{p \times j}$, $B \in R^{q \times j}$ 正交投影的计算式

$$A / B = AB^T (BB^T)^\dagger B$$

$$A / B^\perp = A - AB^T (BB^T)^\dagger B$$

式中: \dagger 表示 Moore-Penrose 伪逆; B^\perp 为 B 的正交补。斜交投影的计算式 $A /_B C = [A / B^\perp] [C / B^\perp]^\dagger C$ 。

计算 O_i 的奇异值

$$W_1 O_i W_2 = (U_1 \quad U_2) \begin{pmatrix} S_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_1^T \\ V_2^T \end{pmatrix} = U_1 S_1 V_1^T \quad (13)$$

其中权矩阵 $W_1 \in R^{l \times li}$, $W_2 \in R^{j \times j}$, 且 $rank(W_p) = rank(W_p W_2)$ 。

计算增广观测矩阵

$$\Gamma_i = U_1 S_1^{1/2}, \quad \Gamma_{i-1} = \Gamma_i \quad (14)$$

结合式(6)和(14), 求出矩阵 A 和矩阵 C , 并更新 Γ_i 。

$$\text{定义 } L = \begin{pmatrix} A \\ C \end{pmatrix} \Gamma_i^\dagger \quad (15)$$

$$K = \begin{pmatrix} (B \quad \Gamma_{i-1}^\dagger H_{i-1}^d) - A \Gamma_i^\dagger H_i^d \\ (D \quad 0) - C \Gamma_i^\dagger H_i^d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} K_{1i} \\ K_{2i} \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$P = \begin{pmatrix} \Gamma_{i-1}^\dagger Z_{i+1} \\ Y_{ij} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} A \\ C \end{pmatrix} \Gamma_i^\dagger Z_i \quad (17)$$

$$Q = U_f = (Q_1 \quad Q_2 \quad \cdots \quad Q_i)^T, \quad M = \Gamma_{i-1}^\dagger \quad (18)$$

则由式(15)~(18)计算 N_i

$$N_1 = \begin{pmatrix} -L_{11} & \cdots & M_{i-1} - L_{1i} \\ I_l - L_{11} & \cdots & -L_{2i} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_l & 0 \\ 0 & \Gamma_{i-1} \end{pmatrix}$$

$$N_2 = \begin{pmatrix} M_1 - L_{12} & \cdots & M_{i-1} - L_{1i} & 0 \\ L_{22} & \cdots & -L_{2i} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_l & 0 \\ 0 & \Gamma_{i-1} \end{pmatrix}$$

$$\vdots$$

$$N_i = \begin{pmatrix} M_{i-1} - L_{1i} & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ -L_{2i} & 0 & \cdots & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_l & 0 \\ 0 & \Gamma_{i-1} \end{pmatrix} \quad (19)$$

结合式(16)计算矩阵 B 和矩阵 D

$$\begin{pmatrix} K_{1i} \\ K_{2i} \end{pmatrix} = N_k \begin{pmatrix} D \\ B \end{pmatrix} \quad (20)$$

2 状态空间预测控制

通过第1小节对子空间辨识的介绍,我们得到了系统的状态矩阵 A , B , C , D , 即得到了系统的线性时不变离散状态空间模型:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + \omega(k) \\ y(k) = Cx(k) + Du(k) + v(k) \end{cases}$$

对状态空间模型进行递推, 假设

$$\omega(k+i) = 0, v(k+i) = 0, i = 1, 2, 3, \dots$$

得到:

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + \omega(k)$$

$$x(k+2) = A^2x(k) + ABu(k) + A\omega(k) + Bu(k+1)$$

$$\vdots$$

$$x(k+P-1) = A^{P-1}x(k) + A^{P-2}Bu(k) + \cdots + ABu(k+P-2) + Bu(k+P-1) + A^{P-1}\omega(k) \quad (21)$$

$$y(k) = Cx(k) + Du(k) + v(k)$$

$$y(k+1) = Cx(k+1) + Du(k+1) + v(k+1) = CAx(k) + CBu(k) + C\omega(k) + Du(k+1)$$

$$\vdots$$

$$y(k+P-1) = CA^{P-1}x(k) + CA^{P-2}Bu(k) + \cdots + CBu(k+P-2) + Du(k+P-1) + C\omega(k) + \cdots + CA^{P-2}\omega(k) \quad (22)$$

整理(21), (22)得

$$Y(k) = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{P-1} \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} D & 0 & \cdots & 0 \\ CB & D & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ CA^{P-2}B & CA^{P-3}B & \cdots & D \end{bmatrix} U(k) + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & C \\ \vdots & \vdots \\ 0 & CA^{P-2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v(k) \\ \omega(k) \end{bmatrix} \quad (23)$$

式中输出向量:

$$Y(k) = (y(k) \quad y(k+1) \quad \cdots \quad y(k+P-1)) \in R^{P \times 1}$$

P 为预测步长, 输入向量:

$$U(k) = (u(k) \quad u(k+1) \quad \cdots \quad u(k+P-1)) \in R^{P \times 1}$$

$$\text{令 } Y^*(k) = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{P-1} \end{bmatrix} x(k),$$

$$H_p = \begin{bmatrix} D & 0 & \cdots & 0 \\ CB & D & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ CA^{P-2}B & CA^{P-3}B & \cdots & D \end{bmatrix},$$

$$E(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & C \\ \vdots & \vdots \\ 0 & CA^{P-2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v(k) \\ \omega(k) \end{bmatrix}.$$

则式(23)可写为

$$Y(k) = Y^*(k) + H_p U(k) + E(k) \quad (24)$$

考虑 k 时刻, 系统具有如下控制性能优化指标:

$$\min J(k) = \|W(k) - Y(k)\|_Q^2 + \|U(k)\|_R^2 \quad (25)$$

式中: Q , R 为加权系数;

$$W(k) = (w(k) \quad w(k+1) \quad \cdots \quad w(k+P-1)) \in R^{P \times 1}$$

为参考轨迹。则控制性能优化指标可写为:

$$\min J = (W - Y^* - E - H_p U)^T Q (W - Y^* - E - H_p U) + U^T R U \quad (26)$$

令 $\frac{\partial J}{\partial U} = 0$, 且 $\frac{\partial^2 J}{\partial U^2} > 0$, 可以得到 k 时刻的状

态空间预测控制律:

$$U = (H_p^T Q H_p - R) H_p^T (W - Y^* - E) \quad (27)$$

3 预整定自适应预测控制

由式(27)可以看出, 本文所介绍的状态空间预测控制器, 影响控制器调节品质的两个关键参数是加权矩阵 Q 和 R , 而这两个矩阵参数的确定又与预测模型的结构相关。若预测模型始终不发生变化, 即系统运行在同一工况下时, 加权矩阵 Q 和 R 可以使用固定参数值, 若预测模型发生变化的, 即系统运行工况发生变化时, 如升/降负荷, 则选择固定参数的加权矩阵 Q 和 R , 就可能达不到希望的控制效果, 甚至不能保证系统是全局稳定的。

解决这个问题, 可以采用子空间辨识法得到多个负荷点下的状态空间模型, 并在多个负荷点状态空间模型下采用粒子群优化算法整定出相应状态空间模型预测控制器的最优加权矩阵参数 Q_f 和 R_f 。然后通过最小二乘参数估计拟合出负荷与模型参数, 负荷与各控制器参数的三次函数的方法平滑处理模型参数及最优控制器参数, 形成随负荷变化而变化的预测模型函数和控制器函数, 将这些函数作为系统变工况运行时的自适应状态空间预测控制律。这样, 当负荷再次发生变化时, 控制系统都会根据负荷实时调整预测模型和控制器到最佳状态。

下面具体介绍参数平滑处理的方法及原理:

$$f_x(N_e) = a_3 N_e^3 + a_2 N_e^2 + a_1 N_e + a_0 \quad (28)$$

式中: a_3, a_2, a_1, a_0 为待求系数; 假设 N_e 为负荷; f_x 为在相应负荷下的参数 (A, B, C, D, Q, R 和 δ, T_i) 可以用最小二乘参数估计法得到。

具体原理如下:

$$\text{如果 } Y = X\theta + E \quad (29)$$

其中: X 为 $n \times k$ 的矩阵, Y 为 $n \times 1$ 的列向量, θ 为 $n \times 1$ 的待求方程系数列向量, E 为 $n \times 1$ 的残差列向量, n 为实际测量点数, k 为待求方程个数。

令 $\theta = E^T E$, 则可以得到求解 θ 的最小二乘估计:

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (30)$$

4 PTA-MPC 在串级控制系统中的设计

发电厂过热汽温系统通常采用串级 PID 控制结构, 结合文章所述的方法, 我们可以设计出数据驱动预整定自适应子空间模型预测控制(PTA-MPC)在串级控制系统中的具体设计方法, 其控制系统结构如图 1 所示, r 为期望值, u_1 为主控制器输出, u_2 为副控制器输出, y_2 为副对象输出, y_1 为系统输出, 系统模型通过采集 u_2 和 y_1 辨识得到, y_m 为模型输出, 下面给出设计步骤:

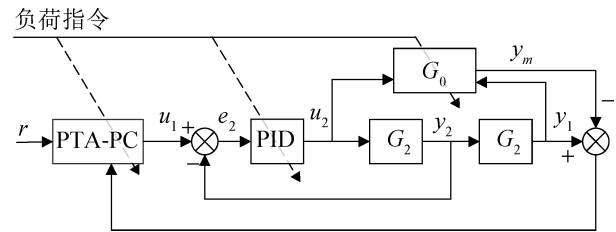


图 1 自适应子空间模型预测控制系统

Fig. 1 Adaptive subspace model predictive control system

Step1: 采集系统在各负荷下副控制器输出 u_2 及外环输出 y_1 , 根据文献[17]的方法筛选辨识数据;

Step2: 将惰性区和导前区看作一个整体, 称之为广义对象, 采用本文子空间辨识法对系统的广义对象进行辨识, 通过反复试验及误差分析, 确定子空间辨识法中 Hankel 矩阵行数及系统的阶次 n ;

Step3: 确定 Hankel 矩阵行数及系统的阶次后, 同样采用子空间辨识法得到控制系统各工况下广义对象的状态矩阵 A_f, B_f, C_f, D_f ;

Step4: 根据式(27)设计主控制器为状态空间预测控制器, 副控制器为 PI 控制器;

Step5: 设置预测步长 P , 柔滑系数 α , 选取恰当的目标函数, 用粒子群优化算法分别整定各工况下的主控制器和副控制器参数;

Step6: 采用式(28)~(30)得到模型参数与负荷, 控制器参数与负荷之间对应的函数关系;

Step7: 进行变负荷控制试验。

5 仿真实验

考虑某 600 MW 发电机组过热汽温系统的预整定自适应子空间模型预测控制问题。

通过现场试验, 已经获得在 4 种负荷状态下减温水流量与过热气温的传递函数模型见表 1。

表 1 不同工况下减温水流量与过热汽温的传递函数模型^[18]
Tab. 1 Transfer function of spray water flow and superheated steam temperature under different working conditions^[18]

| 负荷 | 导前区 | 惰性区 |
|------|---------------------------|------------------------------|
| 37% | $\frac{5.072}{(28s+1)^2}$ | $\frac{1.048}{(64.69s+1)^7}$ |
| 50% | $\frac{3.067}{(25s+1)^2}$ | $\frac{1.119}{(42.1s+1)^7}$ |
| 75% | $\frac{1.675}{(20s+1)^2}$ | $\frac{1.202}{(27.1s+1)^7}$ |
| 100% | $\frac{0.815}{(18s+1)^2}$ | $\frac{1.276}{(15.77s+1)^7}$ |

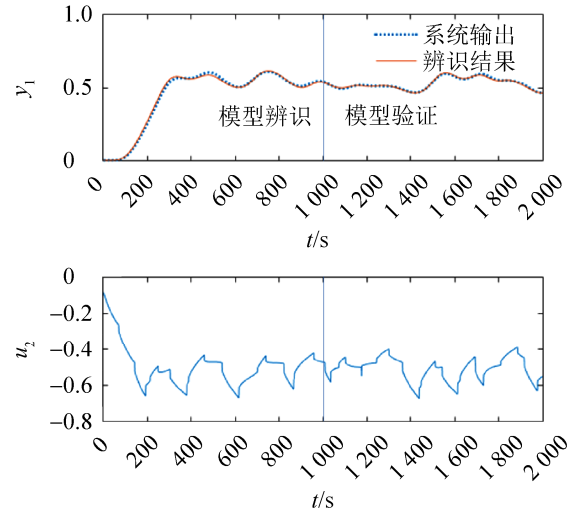
仿真试验截取各工况下 2 000 个数据点, 前 1 000 个数据点进行模型辨识, 后 1 000 个数据点进行辨识模型的验证。设置 Hankel 矩阵行数为 16, 系统阶次 $n=6$ 。

以 100% 负荷为例, 系统在无扰动的情况下, 可辨识得到系统广义对象的状态矩阵 A_{100} , B_{100} , C_{100} , D_{100} , 模型辨识及模型验证的结果如图 2(a) 所示。当给控制器的输出 u_2 加入方差为 0.001 的零均值白噪声扰动时, 辨识得到系统广义对象的状态矩阵 A'_{100} , B'_{100} , C'_{100} , D'_{100} , 扰动下模型辨识及模型验证的结果如图 2(b) 所示。

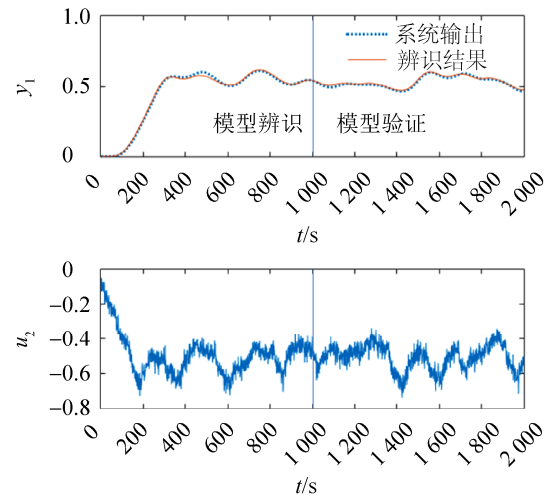
在无扰动和加入扰动的情况下, 两次子空间辨识得到的系统广义对象状态空间模型的阶跃响应输出如图 3 所示, 从图中可以看出, 两条曲线是基本完全重合的, 这就说明在两种状况下, 辨识得到的状态空间的能控能观型是一致的, 这也为状态空间模型预测控制提供了有效的前提。

用上述相同方法, 得到 75% 负荷, 50% 负荷及 37% 负荷下系统广义对象的标准状态空间模型。

根据图 1 的自适应子空间模型预测控制系统结构, 采用粒子群优化算法同时整定主控制器参数 Q , R 和副控制器参数 δ , T_i 。



(a) 无扰动辨识结果



(b) 扰动辨识结果

图 2 子空间辨识模型及模型验证

Fig. 2 Subspace model identification and model verification

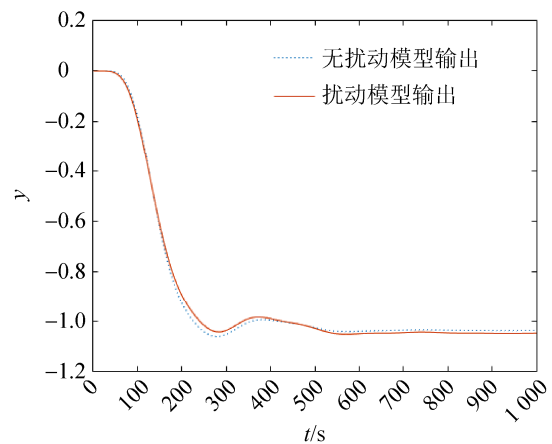


图 3 两次辨识模型的阶跃响应曲线

Fig. 3 Step response curve of the identified model under two cases

取预测步长 $P=500$, 柔滑系数 $\alpha=0.5$, 目标函数为^[19] $Q = \int_0^{t_s} (0.02t|e(t)| + 0.98u_2(t)^2) dt$ 。

仍以 100% 负荷为例, 经过整定后得到, 副控制器 PI 控制参数 $\delta=-1.52$ $T_i=22.4$, 主控制器 PTA-MPC 的控制参数 $Q=0.3909$, $R=0.5$ 。图 4 为 PTA-MPC 串级控制系统跟踪设定值的响应曲线, 从图中可以看出, PTA-MPC 串级控制系统能够很好的跟踪设定值, 而且控制品质良好。

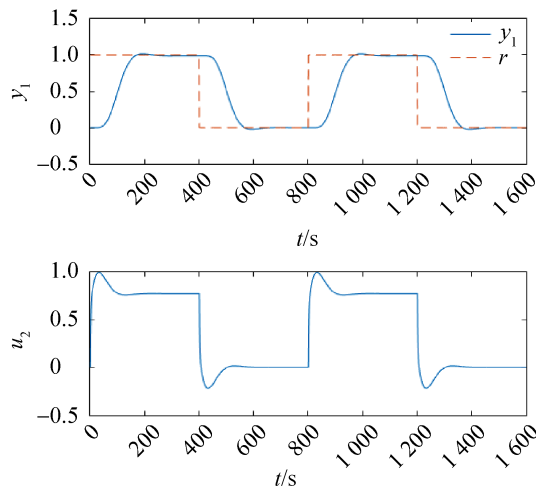
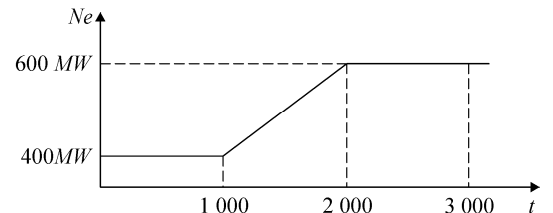


图 4 设定值跟踪曲线
Fig. 4 Setpoint tracking curve

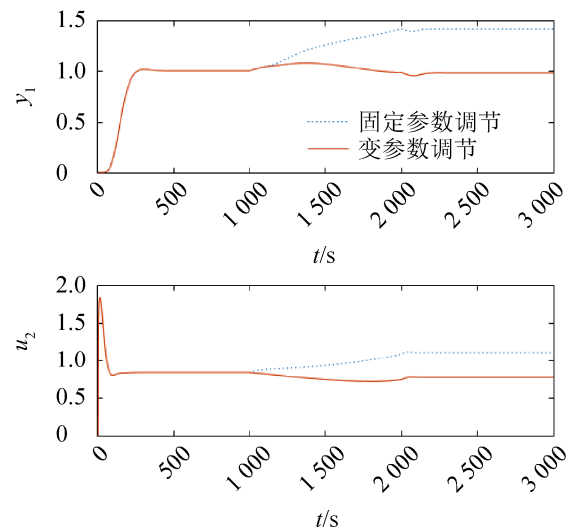
接下来, 根据式(28)~(30)得到模型参数与负荷, 控制器参数与负荷之间对应的函数关系。选择 75% 负荷时的主、副控制器最优参数 ($\delta=-1.68$, $T_i=30.6$, $Q=0.1286$, $R=2.2$) 作为单纯串级控制时的全局参数, 对平滑处理后的模型, 以 12 MW/min 的速率进行升负荷实验, 其升负荷曲线如图 5(a) 所示。预整定自适应子空间模型预测控制与单纯预测控制效果对比如图 5(b) 所示。从图 5 可看到, 预整定自适应子空间模型预测控制品质远优于单纯预测控制效果, 鲁棒性很强, 而单纯预测控制在负荷发生变化后就不能使系统稳定到期望值了。

采用第 5 节中同样的设计步骤, 将主控制器换为 PID 控制器, 副控制器仍采用 PI 控制器, 则预整定自适应子空间模型预测 PTA-MPC 串级控制与预整定自适应 PID 串级控制 PTA-PID 在升负荷试验中控制效果对比如图 5(c) 所示。从图中系统输出

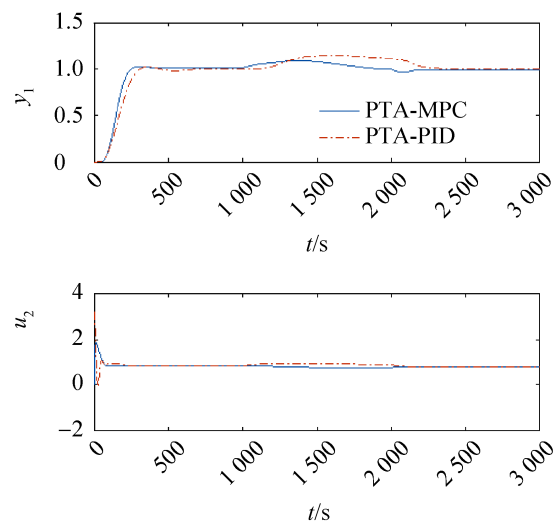
来看, 与 PTA-PID 的控制品质相比较, PTA-MPC 的调节速度快, 超调小, 衰减率大; 当负荷发生变化时, PTA-MPC 的响应速度较快。从控制器输出来看, PTA-MPC 的控制器输出变化范围小, 波动较小, 更适合在工程中应用。



(a) 升负荷曲线



(b) 单纯预测与预整定预测控制品质对比



(c) PTA-MPC 与 PTA-PID 控制品质对比

图 5 升负荷试验

Fig. 5 Variable working load experiment

图 6 为在系统处于稳定状态时, 加入内扰或外扰对比 PTA-MPC 与 PTA-PID 的响应曲线。当 $t=500\text{ s}$ 时, 加入 20% 的内扰, 可以看出 PTA-MPC 对扰动的响应速度较快; 当 $t=2\ 500\text{ s}$ 时, 加入 10% 的外扰, 可以看出此时 PTA-MPC 与 PTA-PID 的调节效果相当。再看 PTA-MPC 与 PTA-PID 的控制器输出, 在内外两种扰动下, PTA-MPC 控制的输出比 PTA-PID 控制器的输出波动要小, 抗干扰能力较强。

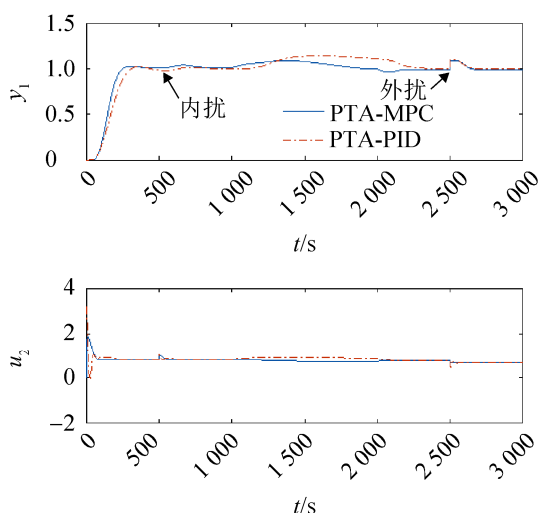


图 6 扰动下 PTA-MPC 与 PTA-PID 响应曲线对比
Fig. 6 Comparison of response curves of PTA-MPC and PTA-PID under disturbance

6 结论

子空间闭环辨识方法的鲁棒性好, 辨识参数少, 其辨识出的系统状态空间模型又能使预测控制达到很好的控制效果, 但子空间辨识算法大多应用于单一工况的系统, 而在变工况系统中的应用较少。针对这一问题结合数据驱动的思想, 以及子空间辨识和预测控制的优点, 利用火电机组的离线数据采用子空间辨识的方法建立受控对象的多个状态空间模型, 并设计预测控制器预先的整定各工况下的控制器参数, 通过最小二乘参数估计法平滑处理模型参数与负荷, 控制器参数与负荷之间的函数关系, 用负荷—参数曲线来代替固定参数的状态空间模型预测控制器, 并将该控制器应用到某 600 MW

发电厂过热汽温系统中进行仿真实验, 实验结果验证了这一控制方法的控制品质良好, 抗干扰能力强, 鲁棒性较好。

参考文献:

- [1] 王富强. 基于逆向传递策略的直流锅炉主汽温网络化预测控制[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(19): 4981-4990.
Wang Fuqiang. Networked Predictive Control of Main Steam Temperature for Once-through Boiler Based on [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(19): 4981-4990.
- [2] Wu C, Lu C, Han. Closed-Loop Identification of Power System Based on Ambient Data[J]. Mathematical Problems in Engineering(S1024-123X), 2012(2): 1-16.
- [3] Kung S. Y, Arun K, Rao D. A New Identification and Model Reduction Algorithm via Singular Value Decomposition[C]// Proceedings of the 12th Asilomar Conference on Circuits Systems and Computers, Pacific Grove, CA, 1978.
- [4] 王新, 吕剑虹, 向文国. 一种改进的子空间辨识方法在热工过程中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(32): 96-102.
Wang Xin, Lü Jianhong, Xiang Wenguo. A Modified Subspace Identification Method and Its Application in Thermal Process [J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(32): 96-102.
- [5] Wang J, Qin S. Closed-loop Subspace Identification Using the Parity Space[J]. Automatic(S0005-1098), 2006, 42(2): 315-320
- [6] 叶凌箭, 钟伟红, 宋执环. 基于分段线性化法的改进自主优化控制[J]. 自动化学报, 2013, 39(8): 1231-1237.
Ye Ling-Jian, Zhong Wei-Hong, Song Zhi-Huan. Improved Self-optimizing Control Method Based on Piece-wise Linearization [J]. ACTA Automatica Sinica, 2013, 39(8): 1231-1237.
- [7] 王志甄, 邹志云, 赵丹丹. 分段线性化多模型动态矩阵控制算法的设计[J]. 计算机与应用化学, 2010, 27(8): 1103-1106.
Wang Zhizhen, Zou Zhiyun, Zhao Dandan. Design of a piecewise linear multi model dynamic matrix control algorithm [J] Computers and Applied Chemistry, 2010, 27(8): 1103-1106.
- [8] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
Xi Yugeng. Predictive Control [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013.
- [9] 吴啸, 沈炯. 机炉协调系统的子空间辨识及预测控制

- [J]. 东南大学学报(自然科学版), 2012, 42(2): 281-286.
Wu Xiao Shen Jiong. Subspace identification and predictive control of boiler-turbine coordinated system [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2012, 42(2): 281-286.
- [10] 张立, 高宪文. 递推子空间自适应预测控制综合方法 [J]. 自动化学报, 2012, 41(4): 439-453.
Zhang Li, Gao Xianwen. A Synthesis Method of Adaptive Predictive Control Based on Recursive Subspace [J]. Information and Control, 2012, 41(4): 439-453.
- [11] 赵慧荣, 沈炯, 沈德明, 等. 主汽温多模型扰动抑制预测控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(32): 5763-5770.
Zhao Huirong, Shen Jiong, Shen Deming, et al. Multiple Model Disturbance Rejection Predictive Control of Main Steam Temperature [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(32): 5763-5770.
- [12] 侯忠生, 许建新. 数据驱动控制理论及方法的回顾和展望[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 650-667.
Hou Zhong-Sheng, Xu Jian-Xin. On Data-driven Control Theory: the State of the Art and Perspective [J]. ACTA Automatica Sinica, 2009, 35(6): 650-667.
- [13] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 1-9.
Li Han, Xiao De-yun. Survey on data driven fault diagnosis methods [J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 1-9.
- [14] 赵书强, 张一, 马燕峰. 基于数据驱动随机子空间方法在低频振荡辨识中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(8): 81-86.
Zhao Shu-qiang, Zhang Yi, Ma Yan-feng. Data-driven based stochastic subspace identification for low frequency oscillation analysis [J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(8): 81-86.
- [15] 王飞跃. 平行控制: 数据驱动的计算控制方法[J]. 自动化学报, 2013, 39(4): 293-302.
Wang Fei-Yue. Parallel Control: A Method for Data-Driven and Computational Control [J]. ACTA Automatica Sinica, 2013, 39(4): 293-302.
- [16] Van Overschee P, D E Moor B. Subspace Identification for Linear Systems: Theory-Implementation- Applications [M]. Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [17] 孙明, 韩璞, 程海燕, 等. 600MW 燃煤机组燃烧系统的建模方法研究[J]. 计算机仿真, 2016, 33(1): 416-419.
Sun Ming, Han Pu, Chen Haiyan, et al. Research on Modeling Method of 600MW Coal-Fired Units' Combustion System [J]. Computer Simulation, 2016, 33(1): 416-419.
- [18] 刘长良, 马增辉, 开平安. 电站过热汽温系统的内模PID控制及其仿真[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(11): 2722-2726.
Liu Changliang, Ma Zenghui, Kai Ping'an. Internal Model PID Control and Its Simulation in Main Steam Temperature System of Power Plant[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(11): 2722-2726.
- [19] 韩璞. 智能控制理论及应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2013.
Han Pu. The theory and application of intelligent control [M]. BeiJing: China Electric Power Publishing House, 2013.