

一种基于模型参考自适应辨识的半自动模型预测控制方法

庞强^{1,2}, 夏琼¹, 邹涛², 丛秋梅²

1. 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110819;
2. 中国科学院沈阳自动化研究所信息服务与智能控制技术研究室, 辽宁 沈阳 110016

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61374112); 国家 863 计划资助项目(2014AA041802); 中科院重点部署项目(KGZD-EW-302); 博士后基金资助项目(2013M530953); 流程工业综合自动化国家重点实验室基础科研业务费资助项目(2013ZCX02)

通信作者: 庞强, pangqiang@sia.cn 收稿/录用/修回: 2014-01-09/2014-04-14/2014-05-22

摘要

多变量预测控制在应用中经常会遇到模型失配的问题, 最终导致控制器不能满足控制要求. 本文提出了一种模型预测控制(model predictive control, MPC)架构, 通过被控对象和预测模型的频率响应误差判断模型是否失配; 当模型失配时, 首先对被控对象叠加持续激励信号; 然后, 通过改进的模型自适应辨识方法辨识对象的传递函数模型; 最后, 经过拉氏逆变换, 将传递函数模型转化为 FSR(finite step response)模型, 重新恢复多变量预测控制. 该方法不需要进行离线辨识试验, 实现了模型的多变量辨识; 辨识的传递函数模型的动态特性更加清晰, 便于分析和修改; 经过拉氏逆变换得到的 FSR 模型更加平滑, 能够消除因模型误差引起的静差. 经过仿真实验, 证明了该方法的有效性.

关键词

半自动模型预测控制
多变量辨识
模型失配
自适应辨识
频率响应
持续激励
中图分类号: TP273
文献标识码: A

The Semi-automatic Model Predictive Control Method Based on Model Reference Adaptive Identification Algorithm

PANG Qiang^{1,2}, XIA Qiong¹, ZOU Tao², CONG Qiumei²

1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China;
2. Department of Information Service & Intelligent Control, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China

Abstract

The model mismatch problem appears in the application of multivariable predictive control algorithms that may lead a controller not to meet control requirements. We present a model predictive control(MPC) framework that uses the frequency response error between the controlled plant and the predictive model as the criterion to determine whether model mismatch exists. If model mismatch occurs, a persistent excitation signal is added to the controlled plant first, and then the transfer function model of the plant is identified by an improved model adaptive identification algorithm. Finally, the transfer function model is transformed into a finite step response (FSR) model via inverse Laplace transform, and multivariable predictive control is reactivated. Using this new method, an offline identification test becomes unnecessary, and multivariable identification can be achieved. The dynamic characteristics of the identified transfer function model are even clearer and more convenient for analysis and modification. After inverse Laplace transform, the FSR model runs more smoothly and can eliminate the offset caused by model errors. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Keywords

semi-automatic model
predictive control;
multivariable identification;
model mismatch;
adaptive identification;
frequency response;
persistent excitation

1 引言

据文献调查, 至 2000 年底, 北美和欧洲大约有 4 600 多个装置在运行 MPC(model predictive control)软件^[1]. 它们采

用以 DMC(dynamic matrix control)方法为理论基础的解决方案较好地解决了生产实践中遇到的各种有约束多目标多自由度的优化控制问题, 大大促进了自动化在生产实践中的成功应用. 但是, 在实际应用中, 经常会遇到控制器在开始

后的一段时间,控制效果还比较理想,运行一段时间之后,控制性能变差,有时会远远达不到工艺要求的问题.究其原因,主要因素是控制器投运之后,缺少系统的维护,尤其是系统的动态特性发生改变以后,没能及时地更新预测模型,导致模型失配.针对这一问题,Zhu 等人于 2008 年开始开发半自动 MPC (semi-automatic MPC, SAMPC) 系统, SAMPC 系统由控制模块、在线辨识模块和控制性能监测模块三部分组成,目标是减少 MPC 技术的维护成本,提高控制器性能^[2-3]. SAMPC 是一种能够在模型失配情况下实现自动辨识的半自动的 MPC 模式,这种方法使 MPC 技术不再受“生命周期”的限制.

在工业 MPC 项目中,最困难和耗时的工作就是建模和辨识^[4-5].在过去的 10 年中,一些学者在提高模型辨识的效率和准确性方面做了很多工作^[6-7].预测模型是多变量预测控制的核心,模型的在线辨识是解决多变量预测控制器长时间平稳运行问题的关键,现在通常都会选择递归最小二乘法(recursive least square, RLS)作为在线辨识的手段^[8-10].尽管 RLS 能够实现在线辨识,但是,依然存在 2 个重要的问题需要解决:1) 绝大多数系统的输入数据所包含的信息不足,不能满足持续激励的条件,导致辨识的模型并不能反映系统的动态特性.为了能够提取过程特征信息,2008 年 Li 和 Georgakis 针对约束多变量系统,在稳态设计的基础上提出了一种动态输入信号设计方法,该方法结合过程的先验模型和输入输出约束条件进行离线优化计算,开辟了 MPC 模型辨识测试信号最优设计的新思路^[11].2012 年, Li 等通过在输入信号中添加非常小的正弦波,获得实际过程和预测模型在几个频率点上的频率响应误差,判断模型是否失配,起到了很好的效果^[12].2) 传统的预测模型的建模方法是基于阶跃测试的离线的单变量辨识,无法满

足多变量在线辨识的需要.长时间的单变量测试的成本比较高,对于一个具体的 MPC 应用,根据 MV 数量的不同和过程特性,工厂测试可能需要几个星期才能完成^[13].文 [14] 将基于阶跃测试的辨识方法推广到多变量系统,完整地解决了多变量系统在分散式控制结构中的闭环在线辨识问题,但是,这种方法是一种先解耦再辨识的方法,随着系统维数的增加,计算量会变得很大,给实际应用带来很大的问题.通过对以上 2 个问题综合考虑,本文首先为自适应控制器设计一个与先验预测模型相匹配的满足持续激励条件的测试信号,在模型失配的情况下,自动叠加到被控对象的输入信号上,为模型辨识提供充分丰富的输入频率;然后,利用改进的模型参考自适应辨识方法进行多变量并行辨识,实现预测模型的自动更新.

2 基于模型自适应辨识的 SAMPC

基于模型自适应辨识的 SAMPC 是一种在模型失配情况下才进行预测模型在线辨识的半自动策略,通过控制模式和辨识模式的切换来实现自适应控制.它包括模型匹配程度判断、MPC 控制器和自适应辨识三个部分,这 3 个部分紧密地联系在一起,相互协调,共同作用,如图 1 所示.基本思路是对控制器的控制效果进行监测,当被控变量不满足控制要求时,通过计算被控对象和预测模型的频率响应误差判断模型是否失配;如果控制系统出现模型失配,将自动叠加测试信号(测试信号是满足辨识要求的持续激励信号),通过自适应辨识方法对被控对象重新进行模型(传递函数模型)辨识;最后,通过拉氏逆变换(inverse Laplace transform, ILT),将传递函数模型转换为 FSR 模型,并替换原来的预测模型,重新恢复多变量预测控制.算法的主要构成部分与各个部分之间关系如图 2 所示.

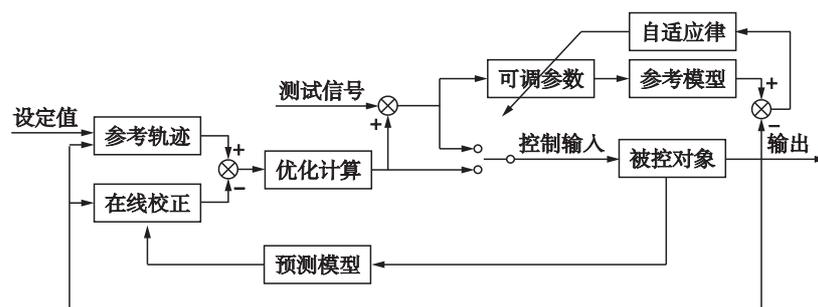


图 1 基于模型自适应辨识的预测控制方法的结构示意图

Fig.1 The structure of the prediction control method based on model adaptive identification algorithm

为了能清晰地描述本文提出的方法,假设预测模型采用的是 1 阶惯性加纯滞后模型.图 1 中的预测模型为

$$\Delta y_p(s) = P_0(s) \Delta u_r(s) \quad (1)$$

$$\text{其中, } \Delta u_r(s) = \begin{bmatrix} \Delta u_1(s) \\ \vdots \\ \Delta u_m(s) \end{bmatrix}, \quad \Delta y_p(s) = \begin{bmatrix} \Delta y_{p1}(s) \\ \vdots \\ \Delta y_{pp}(s) \end{bmatrix},$$

$$P_0(s) = \begin{bmatrix} \frac{k_{p0,11}}{s+a_{p0,11}} e^{-\tau_{11}T} & \cdots & \frac{k_{p0,1m}}{s+a_{p0,1m}} e^{-\tau_{1m}T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{k_{p0,p1}}{s+a_{p0,p1}} e^{-\tau_{p1}T} & \cdots & \frac{k_{p0,pm}}{s+a_{p0,pm}} e^{-\tau_{pm}T} \end{bmatrix}, \quad T \text{ 为采样}$$

周期, $\Delta u_j(s)$ 为第 j 个输入的拉氏变换, $\Delta y_{pi}(s)$ 为第 i 个输

出的拉氏变换, $i=0, 1, \dots, p, j=0, 1, \dots, m$.

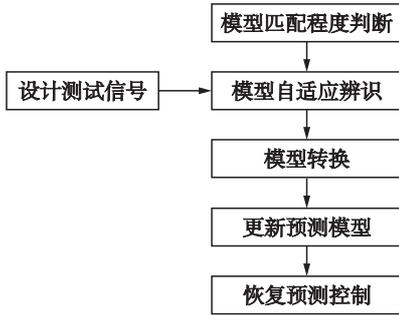


图2 算法的主要构成部分之间的关系图

Fig.2 The relationship among the main components of the algorithm

参考模型为

$$\Delta y_m(s) = M(s) \Delta u_r(s) \quad (2)$$

其中,

$$M(s) = \begin{bmatrix} \frac{k_{m,11}}{s+a_{m,11}} e^{-\tau_{11}T} & \dots & \frac{k_{m,1m}}{s+a_{m,1m}} e^{-\tau_{1m}T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{k_{m,p1}}{s+a_{m,p1}} e^{-\tau_{p1}T} & \dots & \frac{k_{m,pm}}{s+a_{m,pm}} e^{-\tau_{pm}T} \end{bmatrix}$$

$$\Delta y_m(s) = [\Delta y_{m_1}(s) \quad \dots \quad \Delta y_{m_p}(s)]^T$$

$\Delta y_{m_i}(s)$ 为第 i 个模型输出的拉氏变换, $i=0, 1, \dots, p$.

2.1 模型匹配程度判断

在系统运行过程中, 不可避免地存在各种干扰噪声. 对于系统的输出误差会出现 2 种状况: 一种是受到外界扰动所形成的干扰突变, 还有一种是系统的动态特性发生改变, 即模型失配情况下的突变.

首先对输出误差进行实时监测, 为避免因控制器作用而导致的系统振荡, 考虑历史误差的影响, 定义输出 i 在有限时域长度 L 内的累计预测误差构成的监测函数为^[15]

$$J_i(k) = \gamma e_i^2(k) + \eta \sum_{j=1}^L \rho^j e_i^2(k-j) \quad (3)$$

式中 $i=1, 2, \dots, p, e_i(k)$ 为第 i 个输出在 k 时刻的输出误差; γ 和 η 分别为当前时刻和过去时刻的误差权重; ρ 为过去时刻的误差遗忘因子; L 为过去时刻误差的长度.

当监测函数 $J_i(k) \geq \Omega$ (Ω 为阈值) 时, 系统输出出现了大幅的波动, 需要对系统进行分析, 判断模型是否出现了不匹配的状况. 本文利用被控对象和预测模型的输入输出数据对频率响应函数进行分析, 来判断模型的匹配程度^[16]. 该算法可以有效地识别正常工况变化, 不受干扰噪声影响^[17].

首先利用时段 L 内的输入输出数据来获得当前时刻的被控对象和预测模型的频率响应函数:

$$G_p(j\omega) = \frac{S_{r,y}(j\omega)}{S_r(j\omega)}, G_m(j\omega) = \frac{S_{r,m}(j\omega)}{S_r(j\omega)} \quad (4)$$

其中: $S_r(j\omega)$ 为控制输入的自功率谱密度函数, $S_{r,y}(j\omega)$ 为控制输入和被控对象输出的互功率谱密度函数, $S_{r,m}(j\omega)$ 为控制输入和预测模型输出的互功率谱密度函数. 则 worst-case error 为

$$E = \max_{\omega \in [0, \omega_c]} \left\{ \left| \frac{G_p(j\omega) - G_m(j\omega)}{G_p(j\omega)} \right| \times 100\% \right\} \quad (5)$$

其中, ω_c 为截止频率.

当 $E \leq \xi$ (ξ 为阈值) 时, 说明模型误差在可以接受的范围内, 系统的动态性能指标能够达到要求, 当 $E > \xi$ 时, 说明模型误差超过了允许的范围, 会使系统的动态性能指标变差, 需要及时地对预测模型进行重新辨识.

2.2 改进的模型参考自适应辨识方法

由于 MIMO 系统是 p 个 MISO 系统的组合, 这里只说明单个 MISO 系统的系统辨识过程, 其中第 i 个 MISO 系统的自适应辨识结构图如图 3 所示, 图中: $a_{0,i1}(t), a_{0,i2}(t), \dots, a_{0,im}(t)$ 与 $b_{0,i1}(t), b_{0,i2}(t), \dots, b_{0,im}(t)$ 为可调参数, 图中虚线所框部分相当于一个可调系统, 输入为 $\Delta u_1(t), \Delta u_2(t), \dots, \Delta u_m(t)$; 被控对象的输出为 $\Delta y_{pi}(t)$, 可调系统的输出为 $\Delta y_{mi}(t)$, 它是由 m 个子系统叠加组成.

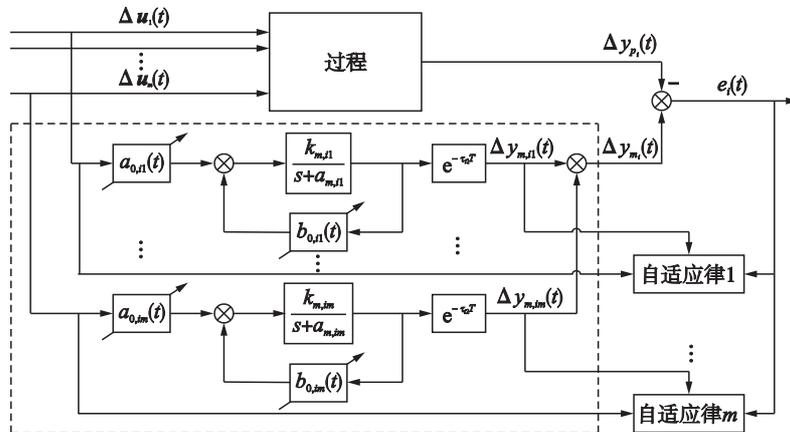


图3 第 i 个 MISO 系统的自适应辨识结构图

Fig.3 The structure of the adaptive identification algorithm for the i -th MISO systems

当 $a_{m,ij} > 0$, $k_{m,ij} > 0$ 时, $\frac{k_{m,ij}}{s+a_{m,ij}}$ 为严格正实 (strictly positive real, SPR) 的; 为了能够实现多变量并行辨识, 传统的模型参考自适应算法将过程的实际输出 $\Delta y_p(t)$ 作为反馈信号, 由于无法区分每个输入对输出的影响, 所以, 本文为了能够实现多变量辨识, 将模型输出 Δy_m 作为反馈信号, 采用如下比例-积分型自适应律:

$$a_{0,ij}(e_i, t) = \int_0^t I_{l,ij} e_i(\tau) \Delta u_j(\tau) d\tau + P_{l,ij} e_i(t) \Delta u_j(t) + a_{0,ij}(0) \quad (6)$$

$$b_{0,ij}(e_i, t) = - \int_0^t I_{o,ij} e_i(\tau) \Delta y_{m,ij}(\tau) d\tau - P_{o,ij} e_i(t) \Delta y_{m,ij}(t) + b_{0,ij}(0) \quad (7)$$

$I_{l,ij}$ 、 $P_{l,ij}$ 、 $I_{o,ij}$ 、 $P_{o,ij}$ 为自适应调整回路的增益, $1 \leq i \leq m$, $1 \leq j \leq p$.

当输入的频率充分丰富的情况下, 根据 popov 超稳定理论, 系统全局渐近超稳定^[18].

通过系统辨识, 得到的系统模型为

$$\Delta y_p(s) = P_1(s) \Delta u_r(s) \quad (8)$$

$$P_1(s) = \begin{bmatrix} \frac{k_{p1,11}}{s+a_{p1,11}} e^{-\tau_{11}T} & \cdots & \frac{k_{p1,1m}}{s+a_{p1,1m}} e^{-\tau_{1m}T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{k_{p1,p1}}{s+a_{p1,p1}} e^{-\tau_{p1}T} & \cdots & \frac{k_{p1,pm}}{s+a_{p1,pm}} e^{-\tau_{pm}T} \end{bmatrix}$$

其中, $1 \leq i \leq m$, $1 \leq j \leq p$, $k_{p1,ij}(t) = k_{m,ij} \cdot a_{0,ij}(t)$, $a_{p1,ij}(t) = a_{m,ij}(t) - k_{m,ij} \cdot b_{0,ij}(t)$.

如果预测模型 P_0 满足相对阶为 1, 分母为 Hurwitz 多项式的条件, 可以将 P_0 作为参考模型; 如果 P_0 不满足, 参考模型的最简单选择是

$$\Delta y_m(s) = M(s) \Delta u_r(s) \quad (9)$$

$$M(s) = \begin{bmatrix} \frac{1}{s+1} e^{-\tau_{11}T} & \cdots & \frac{1}{s+1} e^{-\tau_{1m}T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{s+1} e^{-\tau_{p1}T} & \cdots & \frac{1}{s+1} e^{-\tau_{pm}T} \end{bmatrix}$$

通过辨识得到的新的预测模型为

$$P_1(s) = \begin{bmatrix} \frac{a_{0,11}}{s+1-b_{0,11}} e^{-\tau_{11}T} & \cdots & \frac{a_{0,1m}}{s+1-b_{0,1m}} e^{-\tau_{1m}T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{a_{0,p1}}{s+1-b_{0,p1}} e^{-\tau_{p1}T} & \cdots & \frac{a_{0,pm}}{s+1-b_{0,pm}} e^{-\tau_{pm}T} \end{bmatrix} \quad (10)$$

2.3 测试信号的选取

假设 $a_{0,ij}^*$ 、 $b_{0,ij}^*$ 分别为 $a_{0,ij}$ 、 $b_{0,ij}$ 的理想辨识参数. 令 $\omega_j(t) = [\Delta u_1(t) \cdots \Delta u_m(t) \Delta y_{p_i}(t)]^T$ (11)

$$\psi_j(t) = \begin{bmatrix} a_{0,ij}(e_i, t) - a_{0,ij}^* & \cdots & a_{0,mj}(e_i, t) - a_{0,mj}^* \\ b_{0,ij}(e_i, t) - b_{0,ij}^* & \cdots & b_{0,mj}(e_i, t) - b_{0,mj}^* \end{bmatrix}^T \quad (12)$$

在模型自适应辨识的预测控制方法中, 需要对测试信号的输入频率进行设定, 当输入的频率满足持续激励条件时, 模型才可以辨识, 否则, 模型参数将不能实现指数收

敛. 本文通过快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT) 分析输入的频率谱, 保证测试信号是持续激励的.

另外, 为获取准确的预测模型, 还要求输入信号具有高信噪比. 但是, 在实际应用中输入信号的幅值要受以下限制: 1) 输入信号的幅值对正常过程操作的“扰动”要小; 2) 输入信号的幅值不宜过大, 以免工况进入非线性区. 因此, 在给定信号功率的情况下, 应满足振幅因数尽量小^[19]. 令输入信号 $u(t)$ 表示一个零均值的信号, 则可对它的振幅因数作如下定义

$$C_r = \frac{\sqrt{\max_t u^2(t)}}{\sqrt{\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N u^2(t)}} \quad (13)$$

综上所述, 信号的选取需要满足 3 个条件:

- 1) 为了使过程运行在工作点附近, 输入信号的均值应该为零或者接近于零.
- 2) 输入信号需要满足持续激励条件.
- 3) 输入信号的振幅因数应尽可能的小.

2.4 主要步骤

基于模型自适应辨识的多变量预测控制可归结为以下步骤:

- 1) 根据被控对象的输入输出个数和动态特性设计预测模型的传递函数结构;
- 2) 设计满足信号选择条件的测试信号;
- 3) 利用监测函数 (式 (3)) 对运行的多变量预测控制系统的输出误差进行监控, 当系统输出误差超过警戒阈值时, 转入步骤 4);
- 4) 根据性能指标 (式 (5)) 计算模型匹配程度, 当性能指标超过阈值时, 重新辨识预测模型, 转入步骤 5);
- 5) 在系统稳定后, 叠加测试信号, 通过自适应辨识方法估计传递函数模型参数;
- 6) 将传递函数模型转换为 FSR 模型, 替代原来的预测模型;
- 7) 恢复多变量预测控制.

3 仿真实验

Wood-Berry 模型是 Wood 和 Berry 在 1973 年提出的, 模型是甲醇—水的精馏塔模型, 是具有较大延迟的 TITO (two-input two-output) 过程, 其塔顶组分和塔底组分之间相互耦合. 此模型的被控变量为塔顶馏出物浓度 x_D 和塔底液相浓度 x_B , 单位为 tw%; 操作变量包括塔顶回流量 R 和塔底再沸器蒸汽量 S , 其单位为 b/min^[20]. 本文以 Wood-Berry 模型为仿真对象, 对本文提出的数据进行仿真实验, 模型的表达式如下:

$$\begin{bmatrix} \Delta x_D(s) \\ \Delta x_B(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{0.7665e^{-s}}{s+0.0599} & \frac{-0.9e^{-3s}}{s+0.0476} \\ \frac{0.6055e^{-7s}}{s+0.0917} & \frac{-1.3472e^{-3s}}{s+0.0694} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta R(s) \\ \Delta S(s) \end{bmatrix} \quad (14)$$

在模型失配不是很严重的情况, 因为预测控制中的反馈校正会对输出误差进行补偿, 控制器依然能够实现控制目标; 但是如果模型失配比较严重, 控制器的动态性能指

标会下降很多, 尤其是预测模型的方向与被控对象的趋势相反的情况下, 会使被控变量不能收敛.

假设被控变量和操作变量的稳态初值为 $[0, 0]^T, [0, 0]^T$. 生产过程从某种工况变化为 Wood-Berry 模型描述的工况, 预测模型仍然为原来的模型, 假设原来的预测模型为

$$P_0(s) = \begin{bmatrix} \frac{12.72e^{-s}}{1.94s+1} & \frac{-18.9e^{-3s}}{21s+1} \\ \frac{6.6e^{-7s}}{10.9s+1} & \frac{-19.4e^{-3s}}{14.4s+1} \end{bmatrix} \quad (15)$$

控制器的输出、过程输出的变化如图 4 所示, 当要求系统的调节时间为 30 s, 超调量小于 0.2 时, 控制器显然不能满足控制要求. 利用 2.1 节介绍的频率响应误差判断

模型匹配程度. 仿真得到被控对象和预测模型的频率响应误差分别如图 5、6 所示.

预测模型 $P_0(1, 1)$ 的截止频率为 6.535 1 rad/s, 在 $[0, 6.535 1]$ 内的最大误差为 1 020.6. worst-case error 为 20.7%. 预测模型 $P_0(1, 2)$ 的截止频率为 0.898 6 rad/s, 在 $[0, 0.898 6]$ 内的最大误差为 809.534 9. worst-case error 为 115.37%.

设定频率响应的比重超过 0.1 时, 判定为模型失配严重, 预测模型需要重新进行辨识.

考虑到系统模型辨识的频率要求, 以及对系统造成的冲击最小, 选择叠加的正弦波信号的振幅因数应尽可能小, 通常采用 Schroeder 相位信号, 可以使叠加正弦波的振

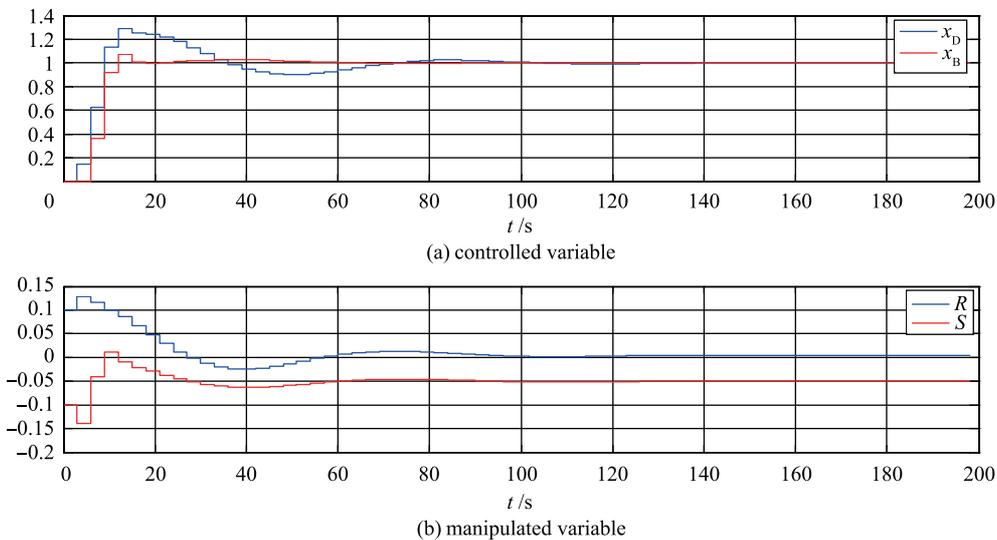


图 4 模型失配情况下的操作变量和被控变量的曲线趋势图

Fig.4 The curve trend of the manipulated variables and controlled variables in the case of model mismatch

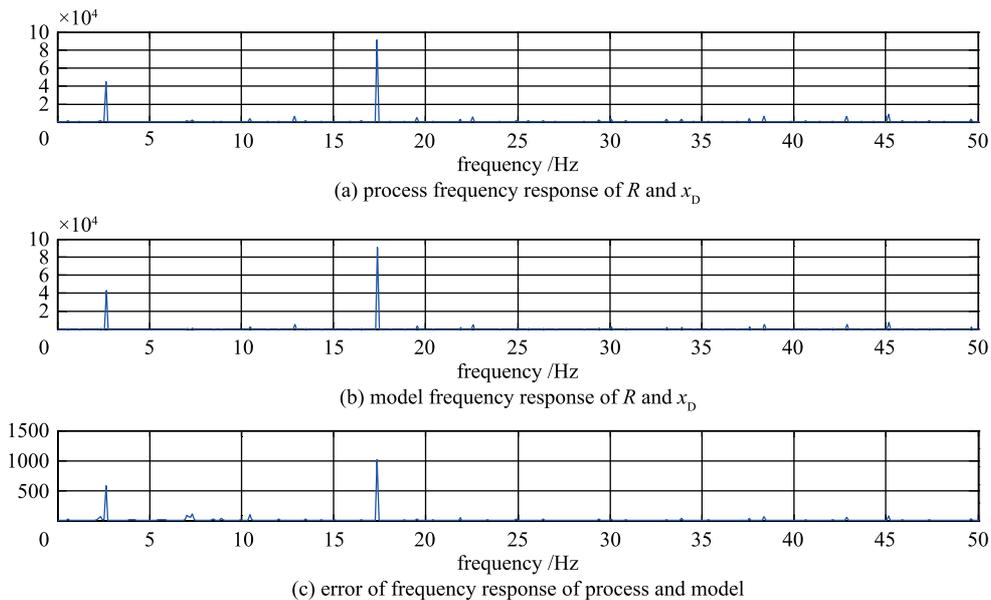


图 5 ΔR 和 Δx_D 所对应的预测模型的频率响应图

Fig.5 The frequency response of the prediction model corresponding to ΔR and Δx_D

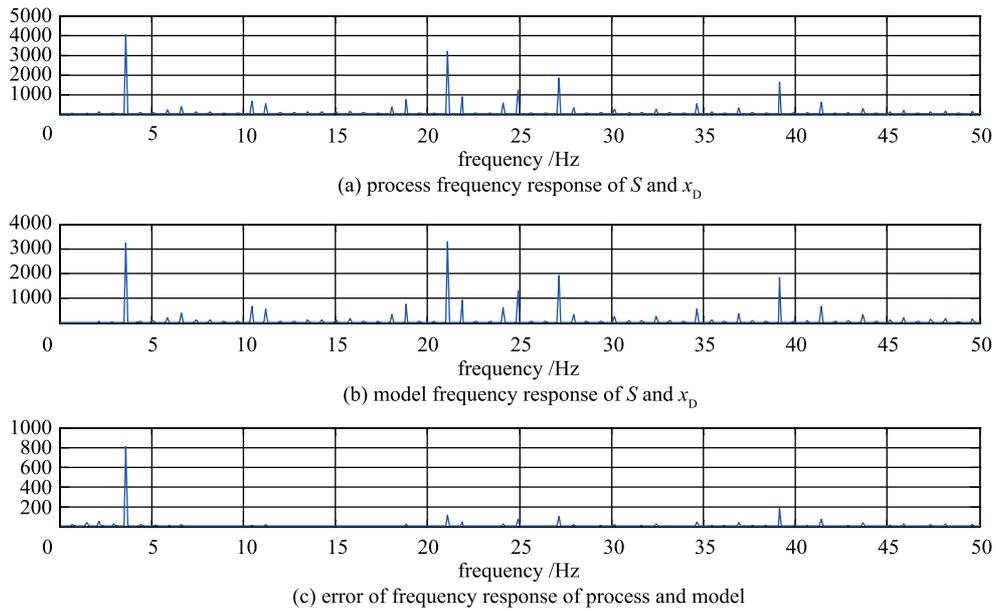


图 6 ΔS 和 Δx_D 所对应的预测模型的频率响应图

Fig.6 The frequency response of the prediction model corresponding to ΔS and Δx_D

幅因数最小化. 由于 Wood-Berry 模型为 1 阶模型, 所以, 只需叠加标准的正弦信号; 另外, 由于是 2 输入的过程, 需要 2 个不同频率的正弦信号. 设计需要添加的持续激励信号如式(16)、(17)所示:

$$\partial R(t) = \sin(2\pi \cdot 5 \cdot t) \quad (16)$$

$$\partial S(t) = \sin(2\pi \cdot 10 \cdot t) \quad (17)$$

两个输入信号经过快速傅里叶变换 (FFT) 得到的频率谱如图 7 和图 8 所示, 可见这两个输入中有 4 个不同的频率, 满足自适应辨识的持续激励条件. 另外, ΔR 与 ΔS 的

振幅因数均为 1.413 5. 在这两个输入变量作用下的系统输出如图 9 所示, 由图 9 可见, $e_i(360) = 0, i = 1, 2$. 模型参数的辨识过程如图 10 和图 11 所示.

最后, 各个参数的辨识结果如图 10 和图 11 所示, 从 300 s 开始到 1 000 s 经过均值计算得到 $a_{0,11} = 0.766 5, b_{0,11} = 0.940 1, a_{0,12} = -0.9, b_{0,12} = 0.952 3, a_{0,21} = 0.605 5, b_{0,21} = 0.908 3, a_{0,22} = -1.347, b_{0,22} = 0.930 6$, 经过计算, 得到辨识的参数模型为

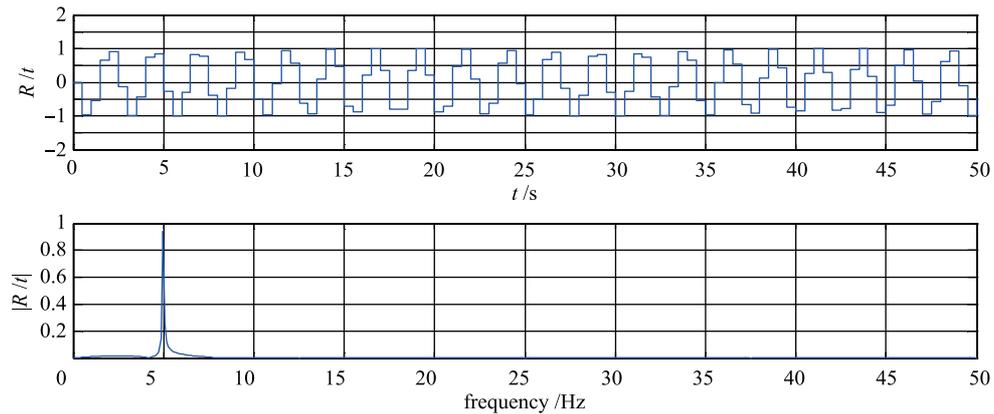
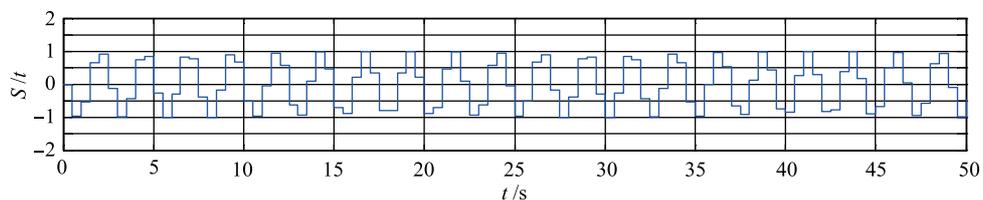


图 7 $R(t)$ 的输入信号和频率谱的趋势图

Fig.7 The input signal and the frequency spectrum of $R(t)$



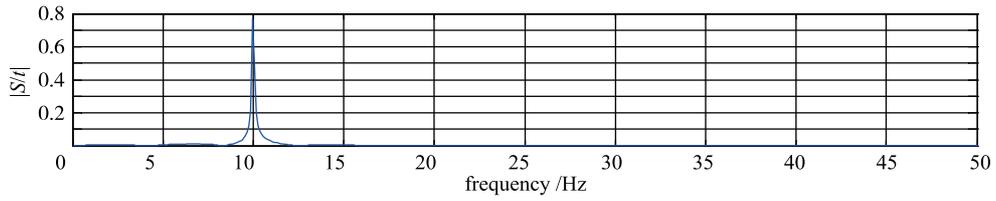


图 8 $S(t)$ 的输入信号和频率谱的趋势图

Fig.8 The input signal and the frequency spectrum of $S(t)$

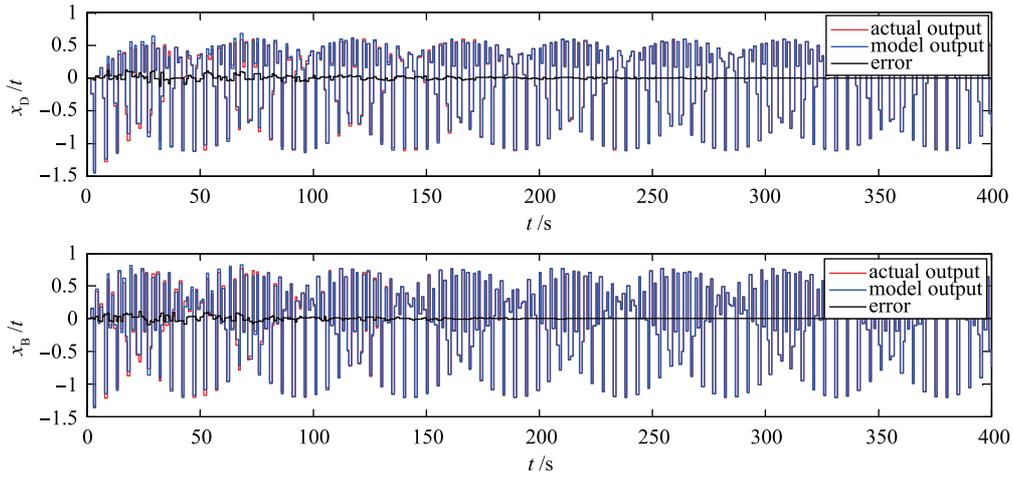


图 9 实际输出和模型输出的趋势图

Fig.9 The trend of the actual output and the model output

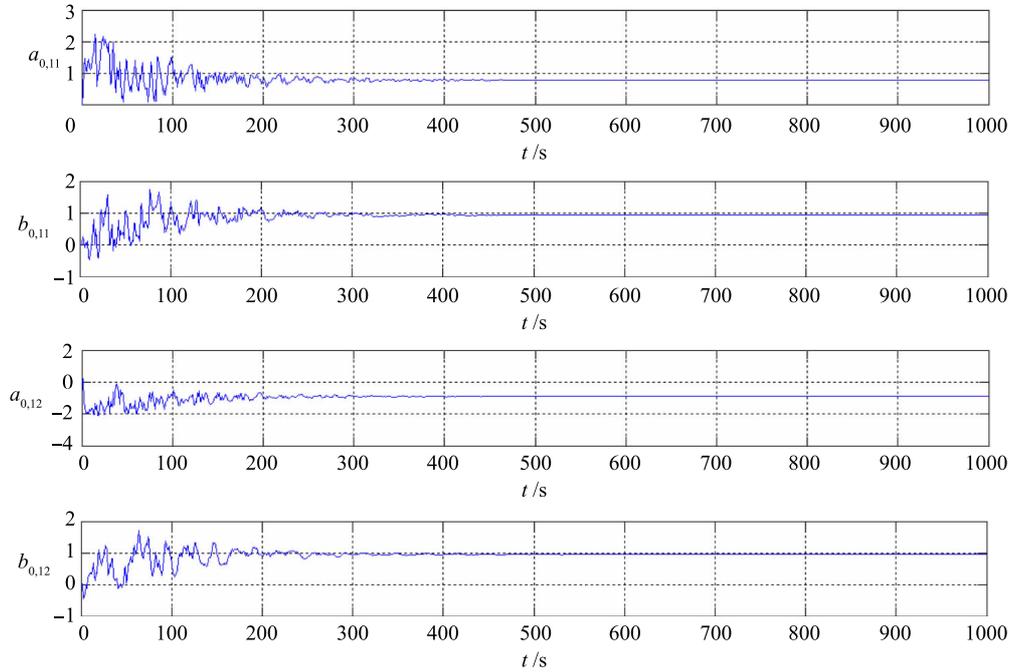
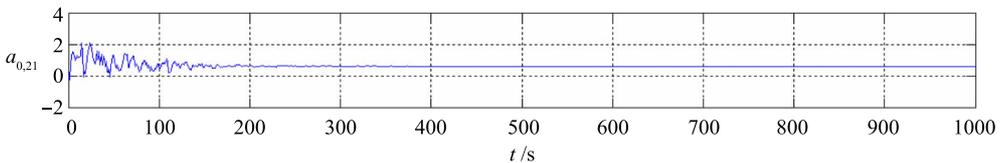


图 10 参数 $a_{0,11}$ 、 $b_{0,11}$ 、 $a_{0,12}$ 、 $b_{0,12}$ 收敛过程的趋势图

Fig.10 The convergence trend of $a_{0,11}$, $b_{0,11}$, $a_{0,12}$, $b_{0,12}$



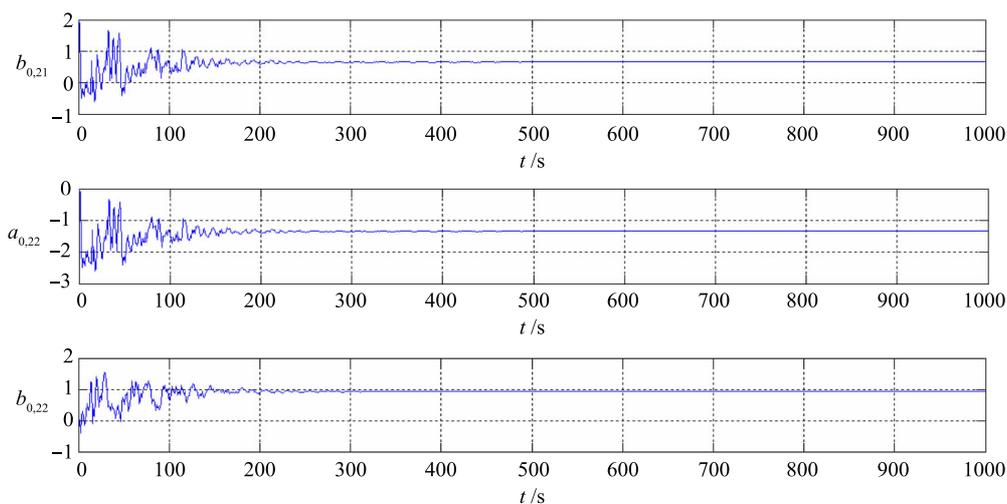


图 11 $a_{0,21}$ 、 $b_{0,21}$ 、 $a_{0,22}$ 、 $b_{0,22}$ 收敛过程的趋势图
Fig.11 The convergence trend of $a_{0,21}$, $b_{0,21}$, $a_{0,22}$, $b_{0,22}$

$$P_1(s) = \begin{bmatrix} \frac{0.7665e^{-s}}{s+0.0599} & \frac{-0.9e^{-3s}}{s+0.0477} \\ \frac{0.6055e^{-7s}}{s+0.0917} & \frac{-1.347e^{-3s}}{s+0.0694} \end{bmatrix} \quad (18)$$

与 Wood-Berry 模型比较

$$\psi_1 = [0, 0, 0, -0.0001]^T$$

$$\psi_2 = [0, 0.0002, 0, 0]^T$$

Wood-Berry 模型参数的误差很小, 不会对预测控制的

控制效果产生影响. 下面分别利用传统的 FSR 模型和经过传递函数模型进行拉氏逆变换得到的 FSR 模型进行多变量预测控制, 得到的仿真结果如图 12 和图 13 所示.

如图 12 和图 13 所示, 控制效果基本相同, 但是, 由于传统的 FSR 模型是通过阶跃测试得到的, 每条阶跃曲线都没办法保证不受扰动的影响, 使 FSR 模型曲线并不平滑, 导致被控变量的输出存在静差, 因此, 将频域下的传递函数模型作为预测模型, 能够消除因模型误差造成的静差.

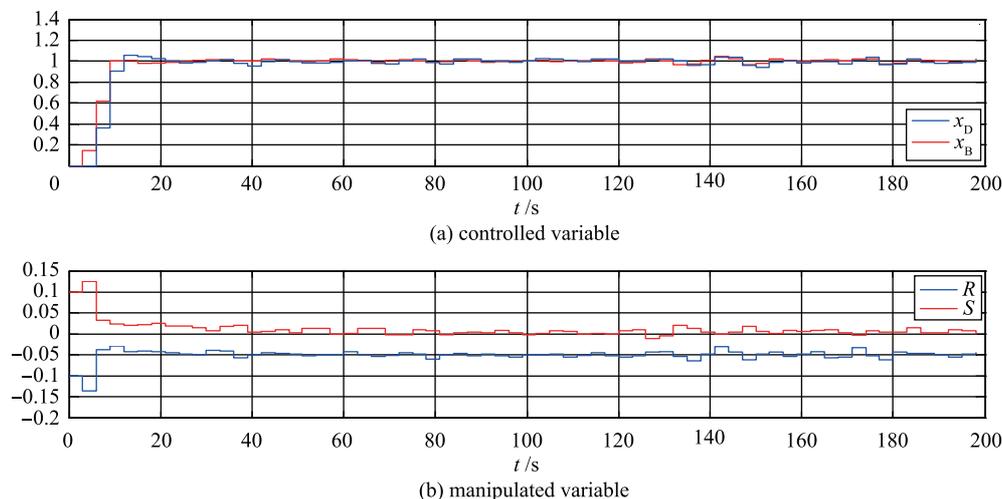
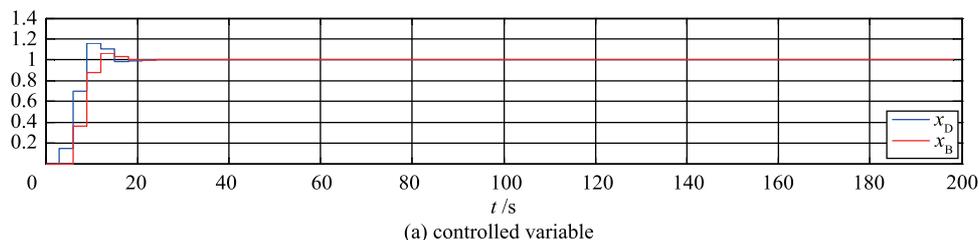


图 12 FSR 模型情况下的操作变量和被控变量的曲线趋势图

Fig.12 The curve trends of the manipulated variables and controlled variables in the presence of FSR model



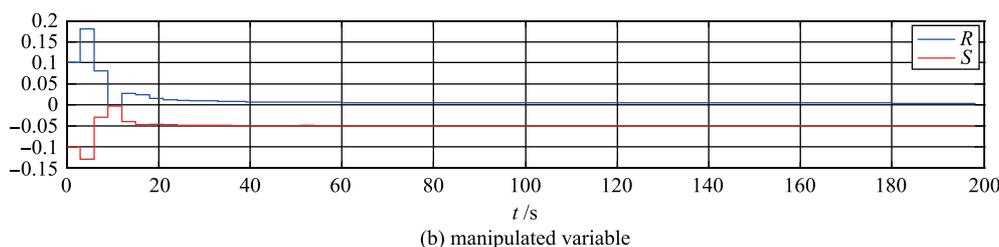


图 13 传递函数模型情况下的操作变量和被控变量的曲线趋势图

Fig.13 The trend curve of the manipulated variables and controlled variables in the presence of transfer function model

4 结论

本文提出了一种预测模型与测试信号相结合的自适应 MPC 架构, 能够实现控制器的自我维护功能. SAMPC 与传统的在线辨识方法有本质的区别, 它是一种事件激励式的辨识方式, 当监测模块监测到模型已经失配, 并且已经影

响控制器性能时, 才触发在线辨识模块对预测模型进行重新辨识, 并进行更新. 本文在在线辨识模块中针对原预测模型的模型结构预先匹配了一个测试信号, 在模型失配情况下, 能够利用改进的模型参考自适应辨识方法自动实现多变量的并行辨识.

参考文献

- [1] Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology[J]. Control Engineering Practice, 2003, 11(7): 733 - 764.
- [2] Zhu Y C, Xu Z H, Zhao J, et al. Development and application of an integrated MPC technology[C]//Proceedings of the 17th IFAC World Congress. San Diego, USA: IFAC, 2008: 6962 - 6967.
- [3] Zhu Y C, Patwardhan R, Wagner S B, et al. Towards a low cost and high performance MPC: The role of system identification[J]. Computers & Chemical Engineering, 2013, 51(1): 124 - 135.
- [4] Richalet J. Industrial applications of model based predictive control[J]. Automatica, 1993, 29(5): 1251 - 1274.
- [5] Zhu Y C. Multivariable process identification for MPC: The asymptotic method and its applications[J]. Journal of Process Control, 1998, 8(2): 101 - 115.
- [6] 王建国, 王娟娟, 郭勇. 基于正交投影的滚动窗口递推闭环子空间辨识[J]. 信息与控制, 2014, 43(1): 56 - 62.
Wang J G, Wang J J, Guo Y. Scroll-window recursive subspace identification methods for closed-loop system based on orthogonal projection[J]. Information and Control, 2014, 43(1): 56 - 62.
- [7] 李晓华, 李军. 基于 ESN 网络的连续搅拌反应釜(CSTR)辨识[J]. 信息与控制, 2014, 43(2): 223 - 228.
Li X H, Li J. Identification of continuous stirred tank reactor based on echo state network[J]. Information and Control, 2014, 43(2): 223 - 228.
- [8] Akpan V A, Hassapis G D. Nonlinear model identification and adaptive model predictive control using neural networks[J]. ISA Transactions, 2011, 50(2): 177 - 194.
- [9] Aggelogiannaki E, Doganis P, Sarimveis H. An adaptive model predictive control configuration for production-inventory systems[J]. International Journal of Production Economics, 2008, 114(1): 165 - 178.
- [10] Karra S, Shaw R, Patwardhan S C, et al. Adaptive model predictive control of multivariable time-varying systems[J]. Industrial and Engineering Chemistry Research, 2008, 47(8): 2708 - 2720.
- [11] Li T, Georgakis C. Dynamic input signal design for the identification of constrained systems[J]. Journal of Process Control, 2008, 18(3/4): 332 - 346.
- [12] Ji G L, Zhang K K, Zhu Y C. A method of MPC model error detection[J]. Journal of Process Control, 2012, 22(3): 635 - 642.
- [13] Kalafatis A, Patel K, Harmse M, et al. Multivariable step testing for MPC projects reduces crude unit testing time[J]. Hydrocarbon Processing, 2006, 85(2): 93 - 100.
- [14] Li S Y, Cai W J, Mei H, et al. Robust decentralized parameter identification for two-input two-output process from closed-loop step responses[J]. Control Engineering Practice, 2005, 13(4): 519 - 531.
- [15] Nandola N N, Bhartiya S. A multiple model approach for predictive control of nonlinear hybrid systems[J]. Journal of Process Control, 2008, 18(2): 131 - 148.
- [16] Wang Q G, Zhang Y. Robust identification of continuous systems with dead-time from step responses[J]. Automatica, 2001, 37(3): 377 - 390.
- [17] 薛振振, 李少远. 基于模型有效匹配的多模型切换控制[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39(3): 353 - 356.
Xue Z K, Li S Y. Multiple models switching control based on effective model matching[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2005, 39(3): 353 - 356.

(8): 1277 – 1280.

[18] 刘希, 孙秀霞, 董文瀚, 等. 一种新的约束变速趋近律离散滑模控制方法[J]. 自动化学报, 2013, 39(9): 1552 – 1557.

Liu X, Sun X X, Dong W H, et al. A new discrete-time sliding mode control method based on restricted variable trending law[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(9): 1552 – 1557.

作者简介

刘 希(1986 –), 男, 博士生. 研究领域为先进控制理论与应用, 飞行控制.

孙秀霞(1962 –), 女, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域为先进控制理论与应用, 飞行控制.

徐 嵩(1985 –), 男, 博士生. 研究领域为视觉导航, 飞行控制.

(上接第 680 页)

[18] Schrijver A. Combinatorial optimization: Polyhedra and efficiency[M]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2003.

[19] Nemhauser G, Wolsey L, Fisher M. An analysis of approximations for maximizing submodular set functions[J]. Mathematical Programming, 1978, 14(1): 265 – 294.

作者简介

朱运航(1968 –), 女, 副教授. 研究领域为信号处理.

邓知辉(1981 –), 男, 讲师. 研究领域为智能控制.

季陈彬(1992 –), 男, 本科生. 研究领域为无线传感器网络.

(上接第 689 页)

[18] 韩曾晋. 自适应控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1995.

Han Z J. Adaptive control[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1995.

[19] 朱豫才. 过程控制的多变量系统辨识[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2005: 34 – 35. .

Zhu Y C. Multivariable system identification for process control[M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 2005: 34 – 35.

[20] Karra S, Karim M N. Alternative model structure with simplistic noise model to identify linear time invariant systems subjected to non-stationary disturbances[J]. Journal of Process Control, 2009, 19(6): 964 – 977.

作者简介

庞 强(1981 –), 男, 博士生, 助理研究员. 研究领域为先进过程控制与优化, 能源管理与能效分析, 多变量模型辨识与预测控制.