

基于多优先级稳态优化的双层结构预测控制 算法及软件实现

潘红光¹ 高海南¹ 孙耀¹ 张英¹ 丁宝苍¹

摘要 研究包含稳态目标计算 (Steady-state target calculation, SSTC) 层和动态控制层的双层结构预测控制 (Model predictive control, MPC) 及其实现方法. 我们将已有的辨识、优化和控制方案适当地组合并软件化. 通过多优先级稳态目标计算中引入新的变量, 给出了稳态目标计算的统一表达方法, 每个优先级的优化问题或是跟踪外部目标, 或是放松软约束. 通过仿真算例和应用实例相结合的方式验证了软件功能.

关键词 预测控制, 多优先级策略, 稳态目标计算, 动态控制

引用格式 潘红光, 高海南, 孙耀, 张英, 丁宝苍. 基于多优先级稳态优化的双层结构预测控制算法及软件实现. 自动化学报, 2014, 40(3): 405–414

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.00405

The Algorithm and Software Implementation for Double-layered Model Predictive Control Based on Multi-priority Rank Steady-state Optimization

PAN Hong-Guang¹ GAO Hai-Nan¹ SUN Yao¹ ZHANG Ying¹ DING Bao-Cang¹

Abstract This paper studies the model predictive control (MPC) with multi-priority rank steady-state target calculation (SSTC) and dynamic control, and its implementation method. We properly combine the methods of identification, optimization and control in the existing literature, and implement these methods by software. By introducing new variables, the SSTC can be represented in a unified method, and the optimization problem in each priority rank is either the external target tracking or the soft constraints softening. We verify the software functions of the multi-priority rank SSTC via simulation and application examples.

Key words Model predictive control (MPC), multi-priority rank strategy, steady-state target calculation (SSTC), dynamic control

Citation Pan Hong-Guang, Gao Hai-Nan, Sun Yao, Zhang Ying, Ding Bao-Cang. The algorithm and software implementation for double-layered model predictive control based on multi-priority rank steady-state optimization. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(3): 405–414

预测控制 (Model predictive control, MPC) 是 20 世纪 70 年代产生于工业过程控制领域的一类计算机控制算法^[1]. 三十余年来, 预测控制在实践中带来了巨大的经济效益, 而与此同时, 其理论研究越来越受到学术界的重视^[1–2].

预测控制可以处理各种约束, 把各种要求以性

能指标的形式结合到控制中加以考虑. 它通过提高过程控制的动态性能, 减少过程变量的波动幅度, 将生产过程推进至关键约束条件 (质量或经济上的) 边界上运行, 实现卡边控制^[3–4], 在多变量、有约束和具有纯滞后特性的石油、化工等流程工业控制中有着广泛的应用. 在过程工业中, 简单的控制手段难以满足大型企业所提出的控制要求, 所以通常使用分层递阶结构, 将优化与控制要求逐级细化以达到整体的效果, 并逐步形成了以双层结构预测控制为代表的预测控制技术^[5]. 将算法分为两层 (稳态目标计算层和动态控制层) 是目前流行的模型预测控制工程软件结构. 双层结构预测控制不仅保持预测控制前述的优点, 还有其突出特点. 其中, 稳态目标计算层的作用是至关重要的. 原因如下^[6]: 1) 任意时刻进入系统的扰动或操作人员的输入都可能使输入、输出的外部目标不可行, 因此需要稳态目标计算层

收稿日期 2012-12-24 录用日期 2013-05-23
Manuscript received December 24, 2012; accepted May 23, 2013
国家自然科学基金 (61174095), 工业控制技术国家重点实验室 (ICT1213) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61174095) and the State Key Laboratory of Industrial Control Technology (ICT1213)
本文责任编辑 席裕庚
Recommended by Associate Editor XI Yu-Geng
1. 西安交通大学智能网络与网络安全教育部重点实验室 电子与信息工程学院自动化系 西安 710049
1. Key Laboratory for Intelligent Networks and Network Security, Ministry of Education (MOE KLINNS), Department of Automation, School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049

在每个采样时刻重新计算可行和尽量优化的稳态目标; 2) 受限于具体条件, 某些企业可能无法给出一组使经济效益等最优的外部目标值, 此种情况下, 稳态目标计算层在现有配置下可根据过程本身进行以经济性为目标的自优化, 并将计算结果作为动态控制层的设定值.

对双层结构预测控制已有很多的研究. 稳定性的研究一般采用综合方法, 即有稳定性保证的预测控制, 但尚未见到综合方法在工程中成功应用的报道. 这些研究针对具有模型参数不确定性或噪声、干扰的系统, 采用综合方法等手段, 分析了系统的稳定性、无静差性和灵敏度等^[7-10]. Kassmann 等^[9]针对两种模型不确定性, 研究了稳态目标计算问题. Rao 等^[7]针对带有输入和量测噪声的线性时不变系统, 采用无限时域二次性能指标, 以综合方法为基本工具, 给出了系统指数稳定性的结果, 此外, 还讨论稳态目标最优解的唯一性的条件. Ying 等^[8]将稳态目标计算层视作下层动态控制的前馈控制器, 并基于此以定理形式给出了关于双层结构预测控制稳定性的一些研究成果. 主要结果假设稳定性不受干扰变化的影响, 因此不是对双层结构预测控制的稳定性的理想结果. 由上述文献可见, 关于双层结构预测控制的稳定性研究并未有系统的成果, 而研究中多假定上下层的可行性(一致性)是成立的, 所以稳定性研究的最终解决一定程度上有赖于一致性问题的解决.

Nikandrov 等^[10]分析了采用线性规划优化器的稳态目标计算层的灵敏性问题, 在假设稳态模型有偏差的情况下给出了多入单出和多入多出系统的灵敏度研究结果. 关于双层结构预测控制的无静差性很多文献都有研究, 基本上形成了系统的成果^[11-14], 但这些成果大都建立在系统动态稳定性的假设下. 在双层结构预测控制的稳定性问题解决后, 关于灵敏度、无静差性等问题的研究成果可以很容易地借鉴利用.

本文研究基于状态空间模型的双层结构预测控制, 稳态目标计算层采用多优先级稳态优化策略, 动态控制层采用有限时域二次型性能指标, 当前状态获取则采用 Kalman 滤波. 由于本文采用了有限时域性能指标, 前述的稳定性结果不能利用. 在本文中, 我们将上述方法适当组合并软件化. 文章在多优先级稳态优化过程中引入了新的变量, 并将外部目标和软约束放松进行优先级设定, 而每个优先级的优化问题, 或是用来跟踪外部目标, 或是用来放松软约束. 这些措施使得表达、处理每个优先级优化问题更为统一方便.

本文第 1 节介绍基于状态空间模型的双层结构预测控制, 并给出自编软件的基本架构, 其中着重介

绍了多优先级稳态优化策略; 第 2 节为重油分馏塔模型仿真和三容水槽实验; 第 3 节小结全文. 本文主要符号见表 1.

表 1 本文符号及其含义

符号	含义
X^*	X 的最优值
\mathbf{R}^n	n 维欧氏空间
k	离散时刻
K	Kalman 滤波增益矩阵
x	系统状态, $x \in \mathbf{R}^n$
y	系统输出, $y \in \mathbf{R}^l$
u	系统输入, $u \in \mathbf{R}^m$
Δu	系统输入增量, $\Delta u \in \mathbf{R}^m$
$x_s (y_s, u_s)$	稳态状态 (输出, 输入)
$y_t (u_t)$	输出 (输入) 外部目标
Q, R, S	适维权重矩阵
$P(N)$	预测 (控制) 时域
I_n	n 维单位矩阵
$y_{\min} (u_{\min}, \Delta u_{\min})$	输出 (输入, 输入增量) 下界
$y_{\max} (u_{\max}, \Delta u_{\max})$	输出 (输入, 输入增量) 上界
$x_{k+i k} (y_{k+i k}, u_{k+i k})$	k 时刻对未来状态 (输出, 输入) 的预测

1 基于状态空间模型的双层结构预测控制

针对状态不可测系统, 可采用子空间辨识中的 MOESP (Multivariable output error state space) 方法获取状态空间模型, 在此基础上实施包含多优先级稳态目标计算的双层结构预测控制. 子空间辨识方法的特点是直接由输入输出数据辨识线性时不变 (Linear time invariant, LTI) 状态空间模型, 相比于传统的 LTI 系统辨识方法它具有不需要参数化、不需要迭代优化、可以直接估计多变量系统状态空间模型等优点. 采用子空间辨识获得的状态空间模型, 每个状态是没有明确物理意义的. MOESP 方法作为比较成熟的子空间辨识方法在很多文献中都有介绍^[15-18], 不再赘述.

子空间辨识获得系统矩阵 $\{A, B, C, D\}$ 后, 即可得到稳态目标计算和动态控制所需的状态空间模型. 稳态和动态状态空间模型分别如式 (1) 和式 (2) 所示:

$$\begin{cases} x_s = Ax_s + Bu_s \\ y_s = Cx_s + Du_s \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + Bu_k \\ y_k = Cx_k + Du_k \end{cases} \quad (2)$$

下面重点阐述在多优先级稳态优化方面的方案.

1.1 多优先级稳态目标计算

从本质上来说, 稳态目标计算是应用于工业过程的一种稳态优化算法. 在工业实践中, 多个优先

级可以方便的描述软约束和外部目标(期望的输入、输出)不同的重要程度^[19-21]. 在介绍多优先级算法之前, 先简要介绍硬约束和软约束的概念. 硬约束针对操纵变量(输入)而言, 其通常取决于变量的物理限制, 如阀门的开度等; 软约束则针对被控变量(输出), 主要考虑的是安全等因素. 因此, 稳态输入约束 $u_{\min} \leq u_s \leq u_{\max}$ 可看作硬约束; 相应地, 稳态输出约束 $y_{\min} \leq y_s \leq y_{\max}$ 可看作软约束. 一般来说, 软约束可以允许在一定程度上放松.

多优先级稳态目标计算的基本准则是: 在满足硬约束的前提下, 为优先满足高优先级的软约束和外部目标, 允许低优先级的软约束和外部目标在一定程度上被违反. 此外, 若在同一优先级中同时存在多个软约束或外部目标, 可通过适当的权重矩阵加以权衡.

下面将给出一种多优先级稳态目标计算方法. 考虑式(1)所示的稳态状态空间模型. 假定共有 M 个优先级, 1 和 M 分别代表最高和最低优先级. 同时假定每个优先级中只包含下述两种情形中的一种(该假定的合理性及其优点见注 1):

情形 1. 跟踪一个或多个外部目标;

情形 2. 放松一个或多个软约束.

令 z^r 表示第 r 个优先级优化变量, 该变量包含了需要进行目标跟踪的输入、输出或需要放松软约束的输出.

举例说明: 假设系统输入为 u_1, u_2 和 u_3 , 输出为 y_1 和 y_2 . 假设第 1 优先级为两组输出软约束的放松, 第 2 优先级为外部目标 $y_{t,1}$ 和 $u_{t,1}$ 的跟踪, 第 3 优先级为外部目标 $y_{t,2}$, $u_{t,2}$ 和 $u_{t,3}$ 的跟踪. 那么, $z_s^1 = [y_{s,1}, y_{s,2}]$, $z_{\min}^1 = [y_{\min,1}, y_{\min,2}]$, $z_{\max}^1 = [y_{\max,1}, y_{\max,2}]$, $z_s^2 = [y_{s,1}, u_{s,1}]$, $z_t^2 = [y_{t,1}, u_{t,1}]$, $z_s^3 = [y_{s,2}, u_{s,2}, u_{s,3}]$, $z_t^3 = [y_{t,2}, u_{t,2}, u_{t,3}]$.

通过引入新变量 z , 对各个优先级进行整理后, 即可进行多优先级稳态目标计算, 具体见算法 1.

算法 1. 多优先级稳态目标计算方法

按照优先级 r 从小到大的顺序, 对每个优先级 r 执行步骤 1 和步骤 2.

步骤 1. 求解第 r 个优先级的子优化问题.

情形 1. 跟踪外部目标. 子优化问题为

$$\min_{z_s^r} J = \|z_s^r - z_t^r\|_Q^2$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{式(1), } u_{\min} \leq u_s \leq u_{\max} \\ z_{\min}^r \leq z_s^r \leq z_{\max}^r \\ z_{\min}^j \leq z_s^j \leq z_{\max}^j, j = 1, 2, \dots, r-1 \end{cases}$$

其中, 上标 r 和 j 代表优先级, 上标 “'” 表示经过更新后的约束.

情形 2. 放松软约束. 子优化问题为

$$\min_{\delta^r} J = \|\delta^r\|_R^2$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{式(1), } u_{\min} \leq u_s \leq u_{\max} \\ z_{\min}^r - \delta_{\min}^r \leq z_s^r \leq z_{\max}^r + \delta_{\max}^r \\ z_{\min}^j \leq z_s^j \leq z_{\max}^j, j = 1, 2, \dots, r-1 \end{cases}$$

其中, $\delta^r = [\delta_{\min}^r, \delta_{\max}^r]$. 在此种情形下, 针对只放松软约束上界或下界的特殊情况可做如下处理. 只有软约束上界需要放松时我们可以令 $z_{\min}^r = -\infty$, 从而实现只放松上界的目的. 类似地, 可以处理只考虑软约束下界放松的情况.

步骤 2. 约束更新.

约束 $z_{\min}^r \leq z_s^r \leq z_{\max}^r$ 更新为 $z_{\min}^{\prime r} \leq z_s^r \leq z_{\max}^{\prime r}$, 其中, $z_{\min}^{\prime r}$ 和 $z_{\max}^{\prime r}$ 如下:

情形 1. $z_{\min}^{\prime r} = z_{\max}^{\prime r} = z_s^{r*}$;

情形 2. $z_{\min}^{\prime r} = z_{\min}^r - \delta_{\min}^{r*}$, $z_{\max}^{\prime r} = z_{\max}^r + \delta_{\max}^{r*}$.

在算法 1 中, 如果没有定义新变量 z , 则不容易统一表达优化问题. 而定义了新变量后, 就可以迭代地求解同样结构和类型的优化问题.

注 1. 该多优先级算法的主要特点在于:

1) 引入新变量 z , 统一表达需要进行外部目标跟踪和需要放松软约束的输入、输出, 更便于多优先级稳态目标计算的编程实现.

2) 将跟踪某个输出外部目标的优先级设定和放松相应的输出软约束的优先级设定这两种情况相分离, 可使得放松软约束和跟踪外部目标处于不同的优先级上, 这与生产过程的实际情况相符且处理过程中更具灵活性. 例如某些输出的安全约束优先级要高于其外部目标的优先级, 第 2.2 节中的 $y_{s,1}$ 即属于这一情况.

3) 算法 1 中, 目标跟踪是为了找到最大程度接近外部目标、并使得所有高优先级约束和稳态目标不被违反、所有稳态方程都成立的稳态目标值, 并将该稳态目标值固定, 对应的软约束也更新为硬约束(上下限相等的等式约束); 软约束的放松是为了找到最大程度满足该约束、且使得所有高级别的约束不被违反的约束上下界, 并在以后的低优先级计算中将该约束界视作硬约束.

4) 如果将情形 2 中放松软约束的范围扩展到每一个输出量, 并设定为第 1 优先级, 那么该优化问题等价于整个稳态目标计算的可行性判定问题(在文献 [19] 中体现为定理 2). 即当优化结果为 δ 全零时优化问题可行; 当 δ 不全为零时, 我们可以根据优化结果放松软约束.

5) 针对每一个优先级, 由于我们采用凸二次规划来求解最优值, 且其约束为线性, 故每个优先级的最优解是唯一的. 同时, 控制输入的外部目标也是设置了优先级的, 因此, 即使对于自由度多余的情况, 其唯一解也是可以保证的.

1.2 动态控制

获取稳态目标之后, 我们采用工程中普遍接受的有限时域二次型性能指标来构造优化问题, 求取控制输入. 优化问题如下:

$$\min_{u_{k+i|k}} J(k) = \sum_{j=0}^{N-1} [\|u_{k+j|k} - u_s\|_R^2 + \|\Delta u_j\|_S^2] + \sum_{i=1}^P \|y_{k+i|k} - y_s\|_Q^2 \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} x_{k|k} = \hat{x}_k \\ x_{k+i+1|k} = Ax_{k+i|k} + Bu_{k+i|k} \\ y_{k+i|k} = Cx_{k+i|k} + Du_{k+i|k} \\ \Delta u_{\min} \leq \Delta u_j \leq \Delta u_{\max} \\ u_{\min} \leq u_{k+j|k} \leq u_{\max} \\ y'_{\min} \leq y_{k+i+1|k} \leq y'_{\max} \end{cases} \quad (4)$$

其中, \hat{x}_k 为当前时刻的状态估计值 (在软件中我们采用 Kalman 滤波获得该估计值), y'_{\max} 和 y'_{\min} 是经过稳态目标计算环节调整后的约束上下界, $\Delta u_j = u_{k+j+1|k} - u_{k+j|k}$, $\|\Delta u_j\|_S^2$ 为控制输入增量的惩罚项, 用以防止控制作用的剧烈变化. 通过调整权重矩阵和增量变化的约束来限制或提高控制输入变化速率以达到减少剧烈变化或快速控制等目的.

注 2. 双层结构预测控制的可行性主要涉及稳态目标计算层可行域和动态控制层吸引域的协调一致问题, 这问题是彻底解决无静差性和动态稳定性的基础. 本文中可行性的保证主要通过调整控制器的控制时域、预测时域和权重矩阵等来实现.

注 3. 无静差性是双层结构预测控制最重要的优点之一. 目前, 针对双层结构预测控制无静差性的研究已经取得了一些成果^[11-14], 但是距离真正的工业 MPC 技术还有很大距离, 我们将在后续的工作中进一步研究无静差性.

注 4. 自双层结构预测控制出现以来, 其稳定性即成为该领域的研究难点. 截止目前, 关于双层结构预测控制稳定性仍然没有系统的研究成果. 针对双层结构预测控制输入-状态稳定性 (非渐近稳定性), 我们做了初步的研究 (见文献 [22]). 目前, 我们做的研究是深入分析现有双层结构预测控制的框架, 以解决可行性为突破点, 为系统地解决双层结构预测控制的稳定性打下基础.

1.3 双层结构预测控制软件结构

本文采用的整体算法已经编制成软件, 软件采用 C++ 语言编写, 采用积极集法求解二次规划问题. 软件框架如图 1 所示, 图中 MVs 代表操纵变量, CVs 代表被控变量; 上层为管理层, 主要功能为

设定值和约束的给出、参数的调整等; 核心为控制层 (图 1 虚线框中), 由辨识、稳态目标计算和动态跟踪控制三个模块构成; OPC (Object linking and embedding (OLE) for process control, 用于过程控制的对象连接与嵌入技术) 部分主要负责控制层和真实系统间的数据交互. 软件的主要功能包括: 多种子空间辨识方法, 如 MOESP 方法, 用来获取多入多出状态空间模型; 稳态目标计算层可以实现单优先级和多优先级的手动切换, 在自由度多余时可以实现一定的经济要求, 在自由度不足时可以优先保证重要的控制要求; 可以处理非方系统和自由度的动态变化 (自由度的变化可能由于阀门饱和、工作人员的操作而减少, 且又随时可能恢复之前的自由度); 以及其他一些重要的功能.

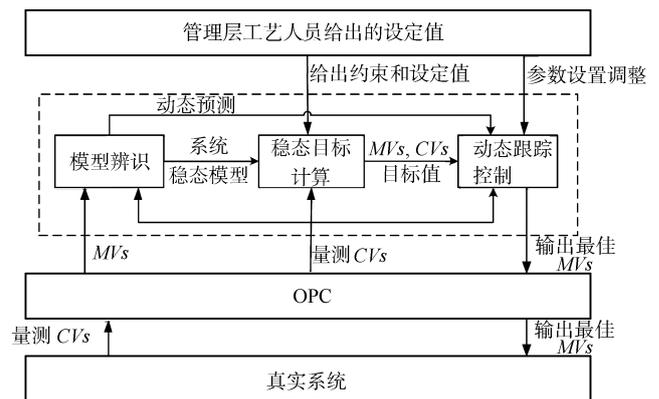


图 1 软件架构图

Fig. 1 The framework of the software

本文采用的基本算法如下:

算法 2. 分离线辨识和在线计算两个部分

1) 离线阶段: 根据采样得到的输入、输出数据, 采用 MOESP 方法获得系统状态空间模型 $\{A, B, C, D\}$; 2) 在线阶段: 当 $k \geq 0$ 时,

步骤 1. 由算法 1 得到系统的稳态目标 y_s 和 u_s 以及放松后的约束界;

步骤 2. 求解优化问题 (3) 和 (4), 得到控制输入;

步骤 3. 将控制输入施加到真实系统.

2 仿真与实验

采用自编软件, 并将多入多出模型仿真和单入单出三容水槽实验相结合, 来验证本文提出的多优先级算法.

2.1 仿真算例

采用 Tai-Ji MPC 软件 (北京太极光控制软件有限公司产品) 中提供的重油分馏塔模型作为辨识

和控制的对象, 其传递函数矩阵如下:

$$G(s) = \begin{bmatrix} \frac{4.05e^{-25s}}{50s + 1} & \frac{1.77e^{-27s}}{60s + 1} & \frac{5.88e^{-25s}}{50s + 1} \\ \frac{5.39e^{-17s}}{50s + 1} & \frac{5.72e^{-17s}}{60s + 1} & \frac{6.90e^{-15s}}{40s + 1} \\ \frac{5.92e^{-8s}}{12s + 1} & \frac{2.54e^{-9s}}{27s + 1} & \frac{8.10e^{-9s}}{20s + 1} \\ \frac{4.13e^{-5s}}{8s + 1} & \frac{2.38e^{-7s}}{19s + 1} & \frac{6.23e^{-5s}}{10s + 1} \\ \frac{4.38e^{-15s}}{33s + 1} & \frac{4.42e^{-15s}}{44s + 1} & \frac{7.20e^{-15s}}{19s + 1} \end{bmatrix}$$

其涉及的变量包括: 3 个操纵变量 u_1, u_2, u_3 分别为顶部抽出量、侧线抽出量和底部回流量; 5 个被控变量 y_1, y_2, y_3, y_4, y_5 分别为顶部产品干点、侧线产品干点、顶回流温度、侧线抽出温度和底部回流温度. 该模型各输入、输出范围均为 $[-0.5, 0.5]$ ^[23].

2.1.1 系统辨识

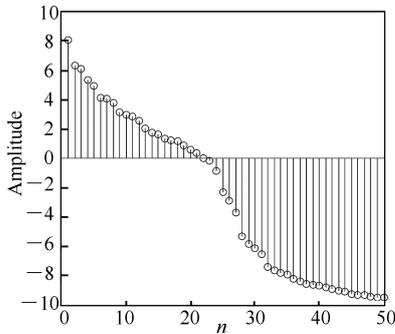


图 2 奇异值分布

Fig. 2 The distribution of singular values

用 Matlab 搭建上述模型并通过 OPC 与控制层相连 (如图 1 所示结构, 将分馏塔模型视作图 1 中的真实系统). 通过 OPC 写入 3 路广义二进制噪声 (General binary noise, GBN) 信号, 并读取输出数据即可利用 MOESP 方法辨识出模型. 选择参数^[24] 如下: 辨识系统采样时间 t_s 取值范围为 $[T_s/100, T_s/20]$ (T_s 为系统稳态响应时间, $T_s \approx 150$ min), 故选择 $t_s = 4$ min. GBN 信号平均转换时间为 $ET_{sw} = T_s/3 = 50$ min, 转换概率为 $P_{sw} = t_s/ET_{sw} = 1/12.5$. 仿真中共使用 4000 组输入输出数据. 根据奇异值分布情况 (见图 2), 同时考虑控制过程的计算量等问题, 系统阶数选为 10. 系统状态空间矩阵 $\{A, B, C, D\}$ 如下:

$$A = \begin{bmatrix} 0.927 & -0.010 & -0.040 & -0.004 & 0.045 \\ 0.108 & 0.872 & 0.009 & -0.078 & -0.105 \\ 0.099 & -0.098 & 0.937 & 0.016 & 0.015 \\ 0.038 & -0.024 & -0.054 & 0.858 & -0.019 \\ -0.215 & 0.295 & 0.115 & 0.053 & 0.642 \\ -0.019 & -0.058 & 0.107 & -0.041 & -0.104 \\ 0.084 & -0.075 & -0.039 & -0.334 & 0.024 \\ 0.233 & -0.257 & -0.084 & -0.305 & 0.377 \\ -0.112 & 0.112 & 0.081 & -0.210 & -0.306 \\ 0.104 & -0.118 & -0.004 & -0.202 & 0.052 \\ 0.000 & 0.004 & -0.001 & 0.007 & -0.001 \\ -0.008 & 0.049 & 0.072 & 0.005 & -0.012 \\ -0.057 & 0.019 & 0.023 & -0.002 & -0.021 \\ 0.013 & 0.117 & 0.131 & 0.060 & 0.023 \\ 0.228 & 0.000 & 0.008 & 0.073 & -0.078 \\ 0.723 & -0.014 & 0.093 & -0.206 & 0.049 \\ -0.069 & 0.865 & -0.218 & -0.013 & 0.031 \\ -0.221 & -0.223 & 0.273 & 0.014 & 0.077 \\ -0.140 & -0.088 & 0.296 & 0.259 & 0.465 \\ -0.140 & -0.179 & -0.629 & 0.118 & 0.399 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -0.040 & -0.022 & -0.057 \\ 0.066 & 0.004 & 0.077 \\ 0.039 & 0.039 & 0.069 \\ 0.043 & 0.014 & 0.006 \\ -0.098 & -0.054 & -0.181 \\ 0.010 & -0.058 & -0.014 \\ 0.091 & 0.014 & 0.032 \\ 0.145 & 0.052 & 0.156 \\ -0.010 & -0.073 & -0.096 \\ 0.068 & 0.014 & 0.061 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} -6.583 & -3.728 & -6.062 & 0.322 & -2.051 \\ -10.139 & -6.147 & -1.345 & -1.372 & 1.170 \\ -10.905 & 4.630 & -2.369 & 3.013 & 6.070 \\ -8.396 & 5.938 & 1.202 & 1.373 & 0.972 \\ -9.980 & -1.041 & -1.308 & -4.752 & 4.151 \\ -1.409 & -0.045 & 0.523 & 0.745 & -1.851 \\ 1.773 & 2.271 & 0.671 & 0.720 & 0.082 \\ -2.752 & 0.049 & -0.957 & -2.384 & 0.421 \\ 1.516 & -1.117 & -3.194 & 2.426 & 0.102 \\ -0.540 & 0.491 & 2.889 & 1.271 & 0.294 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} 0.038 & -0.052 & 0.018 \\ -0.080 & -0.072 & 0.088 \\ -0.077 & -0.038 & 0.050 \\ -0.077 & 0.088 & 0.037 \\ -0.055 & 0.030 & 0.011 \end{bmatrix}$$

2.1.2 双层结构预测控制

共设计两组仿真, 外部目标及优先级设定见表 2 ((a) 和 (b) 分别表示两组仿真的参数设定, 下同). 此处设定 4 个优先级, 因此要求解如下 4 次优化.

优先级 1. 放松 $y_{s,3}, y_{s,4}$ 和 $y_{s,5}$ 的软约束. 子优化问题如下:

$$\min_{\delta_3, \delta_4, \delta_{5, \max}} J = 0.9 \|\delta_3\|_{I_2}^2 + 0.099 \|\delta_4\|_{I_2}^2 + 0.001 \delta_{5, \max}^2$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{式(1)}, -0.5 \leq u_s \leq 0.5 \\ -0.5 - \delta_{j, \min} \leq y_{s,j} \leq 0.5 + \delta_{j, \max}, \quad j = 3, 4 \\ y_{s,5} \leq 0.5 + \delta_{5, \max} \end{cases}$$

优先级 2. 放松 $y_{s,1}$ 和 $y_{s,2}$ 的软约束. 子优化问题如下:

$$\min_{\delta_1, \delta_2} J = 0.5 \|\delta_1\|_{I_2}^2 + 0.5 \|\delta_2\|_{I_2}^2$$

表 2 优先级及外部目标
Table 2 The priority ranks and external targets

优先级	z_s	(a)	(b)	权重系数
$r = 1$	$z_s^1 = [y_{s,3}, y_{s,4}, y_{s,5}]$	$z_{\max}^1 = [0.5, 0.5, 0.5]$ $z_{\min}^1 = -[0.5, 0.5, \infty]$	$z_{\max}^1 = [0.5, 0.5, 0.5]$ $z_{\min}^1 = -[0.5, 0.5, \infty]$	0.9, 0.099, 0.001
$r = 2$	$z_s^2 = [y_{s,1}, y_{s,2}]$	$z_{\max}^2 = -z_{\min}^2 = [0.5, 0.5]$	$z_{\max}^2 = -z_{\min}^2 = [0.5, 0.5]$	0.5, 0.5
$r = 3$	$z_s^3 = [y_{s,1}, y_{s,2}, u_{s,3}]$	$z_t^3 = [0.25, 0.15, 0.05]$	$z_t^3 = [0.1, 0, -0.05]$	0.4, 0.4, 0.2
$r = 4$	$z_s^4 = [y_{s,3}, y_{s,4}, y_{s,5}, u_{s,1}, u_{s,2}]$	$z_t^4 = [1, 0.7, -0.2, 0, 0]$	$z_t^4 = [0.5, 1, 0.4, 0, 0]$	0.3, 0.3, 0.3, 0.05, 0.05

表 3 两种稳态目标计算比较
Table 3 Comparison of the two SSTC methods
(a) 第一组
(a) The first group

	δ_3^*	δ_4^*	$\delta_{5,\max}^*$	δ_1^*	δ_2^*	$y_{s,1}$	$y_{s,2}$	$u_{s,3}$	$y_{s,3}$	$y_{s,4}$	$y_{s,5}$	$u_{s,1}$	$u_{s,2}$
外部目标	-	-	-	-	-	0.25	0.15	0.05	1	0.7	-0.2	0	0
多优先级	[0, 0]	[0, 0]	0.001	[0, 0]	[0, 0]	0.250	0.150	0.050	0.344	0.247	0.210	0.007	-0.044
单优先级	[0.003, 0.003]	[0, 0]	0	[0, 0]	[0, 0]	0.347	0.046	0.026	0.500	0.286	0.104	0.096	-0.111

(b) 第二组
(b) The second group

	δ_3^*	δ_4^*	$\delta_{5,\max}^*$	δ_1^*	δ_2^*	$y_{s,1}$	$y_{s,2}$	$u_{s,3}$	$y_{s,3}$	$y_{s,4}$	$y_{s,5}$	$u_{s,1}$	$u_{s,2}$
外部目标	-	-	-	-	-	0.1	0	-0.05	0.5	1	0.4	0	0
多优先级	[0, 0]	[0, 0]	0.001	[0, 0]	[0, 0]	0.100	0	-0.050	0.171	0.046	-0.066	0.115	-0.040
单优先级	[0.002, 0.002]	[0, 0]	0	[0, 0]	[0, 0]	0.347	0.046	0.026	0.500	0.286	0.104	-0.119	-0.093

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{式(1), } -0.5 \leq u_s \leq 0.5 \\ -0.5 - \delta_{i,\min} \leq y_{s,i} \leq 0.5 + \delta_{i,\max}, i = 1, 2 \\ -0.5 - \delta_{j,\min}^* \leq y_{s,j} \leq 0.5 + \delta_{j,\max}^*, j = 3, 4 \\ y_{s,5} \leq 0.5 + \delta_{5,\max}^* \end{cases}$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{式(1), } -0.5 \leq u_{s,l} \leq 0.5, l = 1, 2 \\ u_{s,3} = u_{s,3}^*, y_{s,j} = y_{s,j}^*, j = 1, 2 \\ -0.5 - \delta_i^* \leq y_{s,i} \leq 0.5 + \delta_i^*, i = 3, 4 \\ y_{s,5} \leq 0.5 + \delta_{5,\max}^* \end{cases}$$

优先级 3. 跟踪外部目标 $y_{t,1}, y_{t,2}$ 和 $u_{t,3}$. 子优化问题如下:

$$\min_{y_{s,1}, y_{s,2}, u_{s,3}} J = 0.4(y_{s,1} - y_{t,1})^2 + 0.4(y_{s,2} - y_{t,2})^2 + 0.2(u_{s,3} - u_{t,3})^2$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{式(1), } -0.5 \leq u_s \leq 0.5 \\ y_{s,5} \leq 0.5 + \delta_{5,\max}^* \\ -0.5 - \delta_{i,\min}^* \leq y_{s,i} \leq 0.5 + \delta_{i,\max}^*, \\ i = 1, \dots, 4 \end{cases}$$

优先级 4. 跟踪外部目标 $y_{t,3}, y_{t,4}, y_{t,5}, u_{t,1}$ 和 $u_{t,2}$. 子优化问题如下:

$$\min_{y_{s,j}, u_{s,l}} J = 0.3 \sum_{i=3}^5 [(y_{s,i} - y_{t,i})^2] + 0.05 \sum_{l=1}^2 [(u_{s,l} - u_{t,l})^2]$$

为了证实多优先级算法的有效性, 我们将其与单优先级算法做了比较. 单优先级算法的优化问题如下:

$$\min_{u_s, y_s, \delta_l, \delta_{5,\max}^*} J = \sum_{i=1}^3 (u_{s,i} - u_{t,i})^2 + \sum_{j=1}^5 (y_{s,j} - y_{t,j})^2 + \sum_{l=1}^4 \|\delta_l\|_{I_2}^2 + \delta_{5,\max}^2$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{式(1), } -0.5 \leq u_s \leq 0.5 \\ y_{s,5} \leq 0.5 + \delta_{5,\max} \\ -0.5 - \delta_{l,\min} \leq y_{s,l} \leq 0.5 + \delta_{l,\max} \end{cases}$$

两种算法的结果见表 3. 从中易见, 由于 $y_{s,1}, y_{s,2}, u_{s,3}$ 处于较高优先级 3 上, 经多优先级稳态目标计算得到的结果与外部目标一致, 而单优先级算法则不能达到此种效果, 同时较低优先级 4 的外部目标则未能完全满足. 由此可见, 多优先级算法可保证高优先级的约束和外部目标更大程度得到满足;

在优先满足高优先级的情况下, 可能一定程度上限制了低优先级的约束和外部目标的尽量满足. 上述结果表明多优先级算法在保证高优先级优先实现方面的有效性.

采用优化问题 (3) 和 (4) 求解控制输入, 并采用 Kalman 滤波方法校正当前状态, 后续时刻的状态预测都在校正后的当前状态基础上进行. Kalman 滤波增益以及当前状态的更新过程大致如下:

步骤 1. 一步预测:

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k|k-1} &= A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1} \\ H_{k|k-1} &= AH_{k-1|k-1}A^T\end{aligned}$$

步骤 2. 滤波增益计算:

$$K_k = H_{k|k-1}C^T[CH_{k|k-1}C^T + W]^{-1}$$

步骤 3. 滤波计算:

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k|k} &= \hat{x}_{k|k-1} + K_k[y_k - \\ &\quad (C\hat{x}_{k|k-1} + Du_{k|k-1})] \\ H_{k|k} &= [I - K_kC]H_{k|k-1}\end{aligned}$$

其中, H 代表 Kalman 滤波协方差矩阵, W 代表量测噪声方差矩阵, I 代表适维单位矩阵. 给定初始时刻的状态估值 \hat{x}_0 , 初始协方差矩阵 $H_{0|0}$. 每个时刻 Kalman 滤波增益将重复上述三个步骤, 在线更新 Kalman 滤波增益和当前估计状态.

在本仿真中, 取 $\hat{x}_0 = 0$. 考虑到状态的预测值和系统的真实值必然存在一定程度的偏差, 为防止 Kalman 滤波增益过大而使得校正过大产生新的偏差, Kalman 滤波的协方差阵 H 初值应取得相对较大, 选为 $1000I_{10}$. 量测噪声方差矩阵 W 取全零, 因为此时的输出量测值来源于 Matlab 搭建的模型, 不存在量测噪声. 为优先保证输出达到稳态目标, 输出的权重大于输入, 取 $Q = 50I_5$, $R = I_3$.

一般情况下, 为保证问题有意义, 取预测时域大于等于控制时域, 较大的控制时域有利于系统未来行为的预测. 同时, 预测时域和控制时域的选取也直接影响着优化问题的计算量. 总体考虑取 $P = 6$, $N = 4$. 为了尽快跟踪稳态目标, 将输入增量约束设置到最大, 即 $\Delta u_{\max} = -\Delta u_{\min} = [1, 1, 1]^T$, 该约束可以满足控制输入在上下界间变化; 同样地, 惩罚项的权重取为较小值 $S = 0.01I_3$, 也是为了达到尽快跟踪的目的.

稳态目标计算结果见表 3. 两组实验的外部目标在 $k = 200$ 时在线切换 (两组实验中只有外部目标有区别, 其他各个参数的设置不变). 控制结果见图 3. 结果表明: 各个输出可完全跟踪上稳态目标计算层所给出的稳态目标, 即便这些稳态目标是在线变化的.

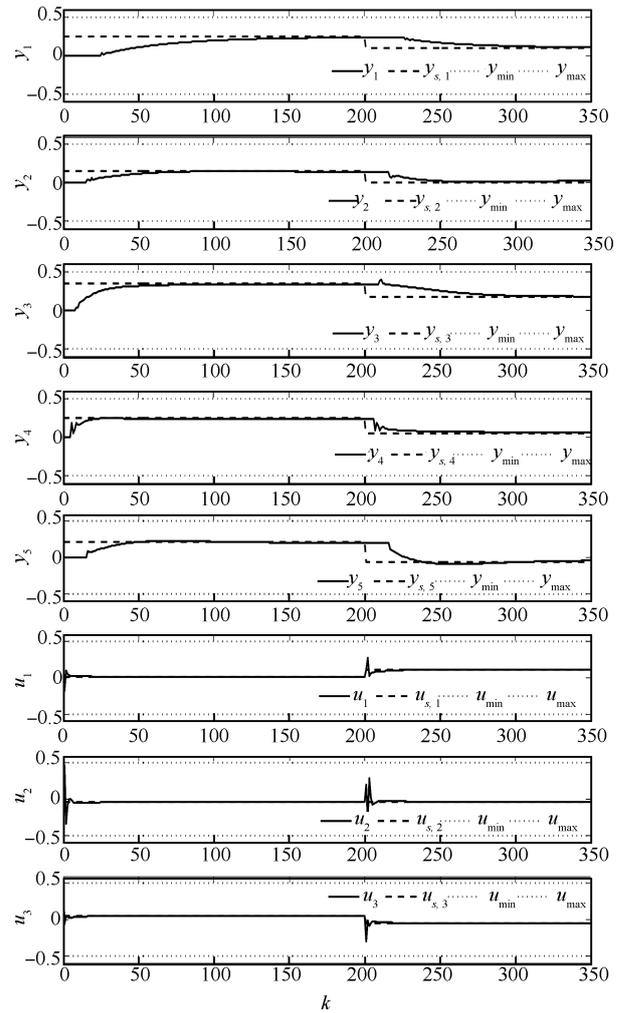


图 3 重油分馏塔控制结果

Fig. 3 The control results of the heavy oil fractionator

2.2 三容水槽实验

本实验使用浙江天煌科技实业有限公司的 THSA-1 型过控综合自动化控制系统实验平台, 上、中、下三只水箱串联作被控对象, 其示意图见图 4. 下水箱的液位高度为系统的被控变量, 液位通过传感器 $LT3$ 传送到 OPC 数据端; 电动调节阀 $F0$ 的开度为操纵变量 (其他阀门 $F1 \sim F3$ 的开度固定), 其中阀门开度的变化区间为 $[0\%, 100\%]$, 下水箱液位的可变范围为 $[0, 180]$ (单位: mm). 本实验辨识三容水槽状态空间模型, 并采用双层结构预测控制算法将下水箱液位控制到稳态目标.

2.2.1 系统辨识

辨识前需调整系统, 找到系统的一个平衡点作为辨识的零点, 并确定操纵变量和被控变量相对于该零点的变化区间. 此次实验我们选取零点为 $\{50\%, 75\}$ (在开度为 50% 时, 水槽液位稳定在 75 mm), 输入的变化区间为 $[46\%, 54\%]$, 输出变化

区间为 [25, 125] (单位: mm). 对应地, 无量纲化后零点为 {0, 0}, 输入的变化区间为 [-1, 1], 输出变化区间为 [-50, 50].

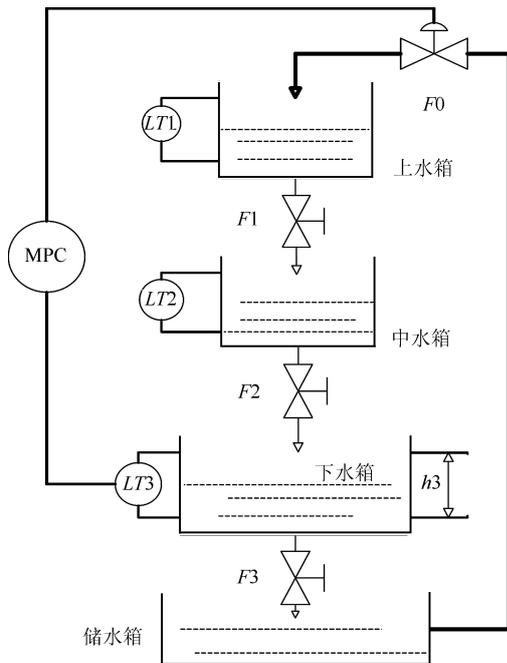


图 4 三容水槽系统示意图

Fig. 4 The schematic diagram of three-tanks water-tank

经测试, 系统的稳态响应时间 $T_s \approx 1800\text{s}$. 依据第 2.1.1 节中参数选取原则, 我们选择采样时间 $t_s = 40\text{s}$. GBN 信号平均转换时间 $ET_{sw} = 600\text{s}$, 转换概率为 $P_{sw} = 1/15$. 通过 OPC 写入上述 GBN 信号, 同时读取液位高度. 系统阶数选为 3, 辨识模型如下示:

$$A = \begin{bmatrix} 0.937 & 0.051 & 0.007 \\ -0.085 & 0.471 & -0.540 \\ -0.059 & -0.416 & 0.350 \end{bmatrix}$$

$$B = [-0.264 \quad -0.322 \quad -0.220]^T$$

$$C = [-14.502 \quad 3.501 \quad 1.131]$$

$$D = 0$$

2.2.2 双层结构预测控制

共设计 a、b、c、d 四组实验, 外部目标及优先级设定见表 4. 此处设定两个优先级.

优先级 1. 放松输出软约束, 子优化问题如下:

$$\min_{\delta} J = \|\delta\|_{I_2}^2$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{式(1)}, & -1 \leq u_s \leq 1 \\ -50 - \delta_{\min} \leq y_s \leq 50 + \delta_{\max} \end{cases}$$

优先级 2. 跟踪外部目标, 子优化问题如下:

$$\min_{u_s, y_s} J = (y_s - y_t)^2$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \text{式(1)}, & -1 \leq u_s \leq 1 \\ -50 - \delta_{\min}^* \leq y_s \leq 50 + \delta_{\max}^* \end{cases}$$

稳态目标计算的结果见表 4. 对单变量系统, 根据本文的算法, 输出软约束可以放松, 输出设定值在输入允许的范围总内能达到 (如实验 a、b 和 c); 但当输出设定值超出范围时, 稳态目标值只能达到约束的限定值 (如实验 d), 详见表 4.

采用优化问题 (3) 和 (4) 求解控制输入, 同时参考仿真算例部分的步骤更新 Kalman 滤波增益和当前状态. 初始估计状态取零; 量测噪声方差矩阵 W 取 0.5 (通过对 100 组量测输出的计算, 得出量测噪声的方差在 0.5 左右); 考虑到实际系统量测值与预测值的偏差可能更大, 故 Kalman 滤波协方差阵 H 的初值在选取时较前面的仿真部分应更大, 故取为 $10000I_3$; 权重矩阵 $Q = 5, R = 1$, 预测时域 $P = 5$, 控制时域 $N = 4$. 为了尽快跟踪稳态目标, 并考虑到电动调节阀的特性, 我们在此实验中取 S 为零阵, 即不对输入增量施加约束.

待跟踪的外部目标见表 4. 实验的外部目标在 $k = 101, k = 201$ 和 $k = 231$ 时刻在线切换 (四组实验中只有外部目标有区别, 其他各个参数的设置不变). 控制结果见图 5, 该图表明, 输出可以完全跟踪上稳态目标值的变化.

注 5. 实验中的电动调节阀 (型号为 QSVP-16K) 执行精度较低 (开度变化小于 1% 时即不执行), 在系统达到基本稳定后, 控制器计算的控制输入变化较小, 电动调节阀不能有效执行, 导致误差累

表 4 外部目标及优先级设定

Table 4 The external targets and priority ranks

优先级	(a)	计算结果 (a)	(b)	计算结果 (b)	(c)	计算结果 (c)	(d)	计算结果 (d)
$r = 1$	$y_s \in [-50, 50]$	$\delta^* = [0, 0]$	$y_s \in [-50, 50]$	$\delta^* = [0, 0]$	$y_s \in [-50, 50]$	$\delta^* = [0, 0]$	$y_s \in [-50, 50]$	$\delta^* = [0, 0]$
$r = 2$	$y_t = 30$	$y_s = 30$	$y_t = -15$	$y_s = -15$	$y_t = -30$	$y_s = -30$	$y_t = -70$	$y_s = -50$

积. 软件中设定输出最大容许误差限(设定值和量测值间的误差, 此限可以随时调整)来应对此问题. 当误差超出此限时, 软件将重新加载初始参数, 计算出的控制输入变化较大可驱动电动调节阀执行. 图5中, 时刻20~60之间和时刻140~200之间的四个控制输入的跃变即由参数加载导致.

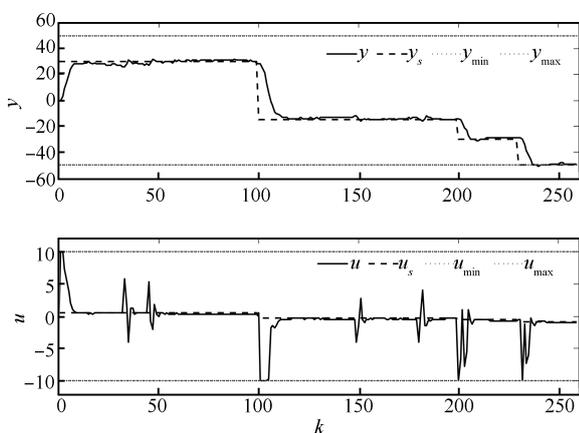


图5 三容水槽实验控制结果

Fig. 5 The control results of the three-tanks water-tank experiment

注6. QSVP-16K 电动调节阀的实际开度和流量为线性关系. 实际控制过程中, 为将系统快速控制至稳态目标, 我们将输入约束限定在 $[-10, 10]$ (对应值实际的阀门开度为 $[10\%, 90\%]$). 此约束范围与辨识及稳态目标计算的区间不同, 其原因如下: 辨识中的区间选取偏于保守, 若开环辨识中选择的开度范围(操纵变量)较大则易导致水槽液位(被控变量)超限溢出.

3 结论

本文通过多优先级稳态目标计算中引入新的变量, 提高了其在算法实现中的便利性和在应用中的灵活性. 由于所有的 MV 和 CV 都有外部目标, 因此本文未涉及以经济性为目标的自优化即经济优化问题. 仿真和实验不仅验证了上述优点, 也证实了自编软件的可行性. 考虑到实验中的问题(见注6), 后续将增加软件的闭环辨识功能, 可有效解决辨识过程中出现的输出超限的问题, 同时, 稳态目标计算过程中的模型失配问题也需要解决.

References

- 1 Xi Yu-Geng, Li De-Wei. Fundamental philosophy and status of qualitative synthesis of model predictive control. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(10): 1225–1234 (席裕庚, 李德伟. 预测控制定性综合理论的基本思路和研究现状. *自动化学报*, 2008, **34**(10): 1225–1234)
- 2 Ding Bao-Cang. *The Theories and Methods of Model Predictive Control*. Beijing: China Machine Press, 2008

(丁宝苍. 预测控制的理论与方法. 北京: 机械工业出版社, 2008)

- 3 Zou Tao. The Steady State Optimization and Dynamic Control of Constrained Multivariable Systems [Ph. D. dissertation], Shanghai Jiao Tong University, China, 2007 (邹涛. 多变量有约束控制系统的稳态优化与动态控制 [博士学位论文], 上海交通大学, 中国, 2007)
- 4 Xu Zu-Hua. Research on Theory and Applications of Model Predictive Control [Ph. D. dissertation], Zhejiang University, China, 2004 (徐祖华. 模型预测控制理论及应用研究 [博士学位论文], 浙江大学, 中国, 2004)
- 5 Skogestad S. Plantwide control: the search for the self-optimizing control structure. *Journal of Process Control*, 2000, **10**(5): 487–507
- 6 Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 2003, **11**(7): 733–764
- 7 Rao C V, Rawlings J B. Steady states and constraints in model predictive control. *AIChE Journal*, 1999, **45**(6): 1266–1278
- 8 Ying C M, Joseph B. Performance and stability analysis of LP-MPC and QP-MPC cascade control systems. *AIChE Journal*, 1999, **45**(7): 1521–1534
- 9 Kassmann D E, Badgwell T A, Hawkins R B. Robust steady-state target calculation for model predictive control. *AIChE Journal*, 2000, **46**(5): 1007–1024
- 10 Nikandrov A, Swartz C L E. Sensitivity analysis of LP-MPC cascade control systems. *Journal of Process Control*, 2009, **19**(1): 16–24
- 11 Pannocchia G, Kerrigan E C. Offset-free receding horizon control of constrained linear systems. *AIChE Journal*, 2005, **51**(12): 3134–3146
- 12 Maeder U, Morari M. Offset-free reference tracking with model predictive control. *Automatica*, 2010, **46**(9): 1469–1476
- 13 Maeder U, Borrelli F, Morari M. Linear offset-free model predictive control. *Automatica*, 2009, **45**(10): 2214–2222
- 14 Muske K R, Badgwell T A. Disturbance modeling for offset-free linear model predictive control. *Journal of Process Control*, 2002, **12**(5): 617–632
- 15 Van Overschee P, De Moor B L. *Subspace Identification for Linear Systems: Theory, Implementation, Applications*. Norwell, MA: Kluwer, 1996
- 16 Katayama T. *Subspace Methods for System Identification*. Germany: Springer, 2005
- 17 Qin S J. An overview of subspace identification. *Computers and Chemical Engineering*, 2006, **30**(10–12): 1502–1513
- 18 Huang B, Kadali R. *Dynamic Modeling, Predictive Control and Performance Monitoring: A Data-driven Subspace Approach*. Germany: Springer-Verlag, 2008
- 19 Zou T, Li H Q, Zhang X X, Su H Y. Feasibility and soft constraint of steady state target calculation layer in LP-MPC and QP-MPC cascade control systems. In: Proceedings of 2011 International Symposium on Advanced Control of Industrial Processes (ADCONIP). Hangzhou, China: IEEE, 2011. 524–529

- 20 Feng Shao-Hui. Research on Key Technology and Applications of Model Predictive Control Software [Ph. D. dissertation], Zhejiang University, China, 2003
(冯少辉. 模型预测控制工程软件关键技术及应用研究 [博士学位论文], 浙江大学, 中国, 2003)
- 21 Liu Fu-Chun. Research and Applications of Multi-variable Constrained Model Predictive Control Algorithm and Software [Ph. D. dissertation], Zhejiang University, China, 2003
(刘富春. 多变量有约束模型预测控制算法及软件实现研究与应用 [博士学位论文], 浙江大学, 中国, 2003)
- 22 Ding B C, Zou T, Pan H G. A discussion on stability of offset-free linear model predictive control. In: Proceedings of the 2012 24th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Taiyuan, China: IEEE, 2012. 80–85
- 23 Li S Y, Zheng Y, Wang B P. Steady-state target calculation for constrained predictive control systems based on goal programming. *Asia-Pacific Journal of Chemical Engineering*, 2008, **3**(6): 648–655
- 24 Zhu Yu-Cai. *Multivariable System Identification for Process Control*. Changsha: National University of Defense Science and Technology Press, 2005
(朱豫才. 过程控制的多变量系统辨识. 长沙: 国防科技大学出版社, 2005)



潘红光 西安交通大学博士研究生. 主要研究方向为预测控制.
E-mail: hongguangpan@163.com
(**PAN Hong-Guang** Ph. D. candidate in Xi'an Jiaotong University. His research interest covers model predictive control.)

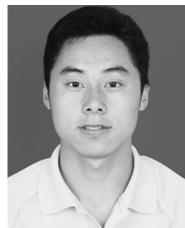


高海南 西安交通大学硕士研究生. 主要研究方向为系统辨识及其在预测控制中的应用.
E-mail: gaohainan@stu.xjtu.edu.cn
(**GAO Hai-Nan** Master student in Xi'an Jiaotong University. His research interest covers system identification and its applications in model predic-

ive control.)



孙耀 西安交通大学硕士研究生. 主要研究方向为预测控制.
E-mail: ysunxjtu@sina.com
(**SUN Yao** Master student in Xi'an Jiaotong University. His research interest covers model predictive control.)



张英 西安交通大学硕士研究生. 主要研究方向为系统辨识.
E-mail: zhying509@163.com
(**ZHANG Ying** Master student in Xi'an Jiaotong University. His research interest covers system identification.)



丁宝苍 2000年和2003年分别在中国石油大学(北京)和上海交通大学获得硕士、博士学位. 2005年9月到2006年8月间为加拿大阿尔伯达大学博士后. 2006年11月到2007年8月间为新加坡南洋理工大学博士后. 曾为河北工业大学副教授、重庆大学教授. 现为西安交通大学教授. 主要研究方向为预测控制, 模糊控制及其在流程工业中的应用. 本文通信作者.
E-mail: baocang.ding@gmail.com
(**DING Bao-Cang** Received his master degree from University of Petroleum in China (Beijing) in 2000 and Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2003, respectively. From September 2005 to August 2006, he was a post-doctoral research fellow at University of Alberta, Canada. From October 2006 to August 2007, he was a post-doctoral research fellow at Nanyang Technological University, Singapore. He once was an associate professor at Hebei University of Technology and professor at Chongqing University. Now, He is a professor at Xi'an Jiaotong University. His research interest covers model predictive control, fuzzy control and their applications in process industry. Corresponding author of this paper.)