工业大系统双层结构预测控制的集中优化与分散控制策略

邹 涛 [1] 魏 峰 [2] 张小辉 [3]

摘 要 为降低工业大系统模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 在线计算复杂度, 同时保证系统的全局优化性能, 提出一种集中优化、分散控制的双层结构预测控制策略. 在稳态目标计算层 (Steady-state target calculation, SSTC), 基于全局过程模型对系统进行集中优化, 将优化结果作为设定值传递给动态控制层; 在动态控制层, 将大系统划分为若干个子系统, 每个子系统分别由基于各自子过程模型的模型预测控制进行控制, 为减少各子系统之间的相互干扰, 在各个子系统之间添加前馈控制器对扰动进行补偿, 提高系统的总体动态控制性能. 该策略的优点在于能确保系统全局最优性的同时降低了在线计算量, 提高了工业大系统双层结构预测控制方法的实时性. 仿真实例验证该方法的有效性.

关键词 预测控制, 子系统, 前馈控制器, 双层结构, 大系统

引用格式 邹涛, 魏峰, 张小辉. 工业大系统双层结构预测控制的集中优化与分散控制策略. 自动化学报, 2013, **39**(8): 1366−1373

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.01366

Strategy of Centralized Optimization and Decentralized Control for Two-layered Predictive Control in Large-scale Industrial Systems

ZOU Tao[1] WEI Feng[2] ZHANG Xiao-Hui[3]

Abstract Aiming at reducing the on-line computational burden of model predictive control (MPC) for large-scale systems and maintaining the global optimization performance, a new two-layered MPC strategy is proposed. In the steady-state target calculation (SSTC) layer, the centralized optimization of the system is based on the global process model. The optimal results are sent to the dynamic control layer as the set points. In dynamic control layer, the large-scale system is divided into several subsystems which will be controlled with separate MPCs. To compensate the interference between the subsystems, feed-forward controllers are added between the subsystems, so that the overall dynamic control performance of the system will be improved. The advantages of the proposed strategy are that, the global optimal performance of the system is guaranteed, while the on-line computational complexity is reduced, and the real-time property of the two-layered MPC for large industrial system is enhanced. Simulation examples are given to verify the proposed method.

Key words Predictive control, subsystem, feed-forward controller, two-layered structure, large-scale system

Citation Zou Tao, Wei Feng, Zhang Xiao-Hui. Strategy of centralized optimization and decentralized control for two-layered predictive control in large-scale industrial system. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(8): 1366−1373

收稿日期 2012-05-13 录用日期 2012-07-22
Manuscript received May 13, 2012; accepted July 22, 2012
国家自然科学基金 (61074059), 中国科学院知识创新项目 (KGCX2-EW-104), 浙江省科技厅公益项目 (2011c31040), 浙江省教育厅科研项目 (Y201121651), 河北省应用基础研究计划重点基础研究项目 (13964509D) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61074059), the Innovation Key Program (KGCX2-EW-104) of Chinese Academy of Sciences, the Public Welfare Project from the Science Technology Department of Zhejiang Province (2011c31040), Scientific Research Fund of Zhejiang Provincial Education Department (Y201121651), and the Key Basic Research Project of Application Basic Research of Hebei Province (13964509D)
本文责任编委 李少远
Recommended by Associate Editor LI Shao-Yuan

1. 中国科学院沈阳自动化研究所 沈阳 110016 2. 浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023 3. 新奥智能能源有限公司 廊坊 065001
1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016 2. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023 3. ENN Intelligent Energy Group, Langfang 065001

在过程控制领域中, 模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 已经成为解决多变量有约束问题的标准技术与方法. MPC 的应用有助于提高工业生产过程的经济性和平稳性[1−3]. 但是, 常规的 MPC 并未涉及设定值的设计问题. 设定值的选取关系到工业生产过程的稳定安全性、产品质量、产品收率以及运行成本等诸多问题. 当前阶段, 由于工业生产与环境保护之间的矛盾日趋尖锐, 为了降低从过程生产到消费各个环节的能源消耗, 更加合理的分配利用资源, 控制过程需要采用更加合理、经济的技术手段. 除了对局部生产过程实现优化控制外, 追求全局最优[4] 已是提高产品质量和降低成本的关键, 仅依赖常规的 MPC 已经无法满足这种需求.

双层结构 MPC[5−7] 是近期出现的、弥补常规 MPC 不足的一种新型 MPC 控制结构, 它在常规 MPC 动态控制层上添加了一个稳态优化层, 从而解决了多变量控制系统设定值的设计问题. 虽然双层结构 MPC 在工业生产过程中得到了广泛的应用, 但由于在线计算量问题一定程度上限制了其在大规模工业系统中的直接应用. 对于大规模工业系统, 常规的的方法是将其划分成多个孤立的子系统, 各个子系统内采用双层结构 MPC. 显然, 这种方法的系统性能是次优的.

目前, 针对工业大系统的控制国内外已经形成了一些研究成果: 作为国内大系统控制领域的经典著作, 文献 [8] 系统地阐述了工程中处理大系统问题的基本思路. 文献 [9] 延续了传统的递阶控制策略, 针对非线性不确定系统提出了一种集成化的实时优化 (Real-time optimization, RTO) 与 MPC 方法. 文献 [10] 研究了面向串行系统的邻域优化方法, 较之孤立的子系统控制方法性能明显提高. 文献 [11] 采用博弈论研究了分布式预测控制的最优性, 指出迭代解将具有全局最优性, 但计算量也显著增加. 文献 [12] 对现有的分布式预测控制算法和分层控制算法进行了综述, 指出尽管分布式预测控制研究取得了长足的进步, 但目前集中式的控制方法在工程实践中仍具有明显的优势.

本文结合双层结构 MPC 的优化与控制层次分离的特点, 提出了由上层稳态目标计算对系统进行集中优化, 下层由各个子控制器进行分散控制的策略, 从而实现了双层结构 MPC 应用到大系统中的全局最优性问题与计算量问题的折衷. 第 1 节简述双层结构 MPC, 第 2 节阐述双层结构 MPC 在大规模系统应用中存在的问题, 第 3 节提出一种大系统双层结构 MPC 的集中优化、分散控制策略, 第 4 节为仿真验证, 最后得出结论.

1 双层结构预测控制概述

双层结构 MPC 的稳态优化层的功能在于使用计算的稳态控制输入与被控输出期望目标值代替操作者人为给定的期望值, 实现系统的设定点优化. 双层结构 MPC 的出现使得

系统的优化问题与控制问题分离开来, 系统优化与控制结构的层次变得清晰.

双层结构 MPC 问题描述可分为建立稳态数学模型、稳态目标计算、动态控制器设计三个部分.

建立稳态数学模型: 设被控对象有 m 个控制输入, p 个被控输出, 假定已测得每一输出 y_i 对每一输入 u_j 的阶跃响应 a_{ij}, 则可由它们在采样点上的值组成模型向量:

$$\boldsymbol{a}_{ij}=[a_{ij}(1),\cdots,a_{ij}(N)]^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

其中, $i=1,\cdots,p$; $j=1,\cdots,m$; N 为建模时域.

设 k 时刻的系统输出值为 $y(k)$, 则 $k+1$ 时刻的系统输出为

$$\boldsymbol{y}(k+1)=\boldsymbol{y}(k)+S_1\Delta\boldsymbol{u}(k) \tag{2}$$

其中,

$$\boldsymbol{y}(k)=\begin{bmatrix} y_1(k)\\ \vdots \\ y_p(k)\end{bmatrix},\ \boldsymbol{y}(k+1)=\begin{bmatrix} y_1(k+1)\\ \vdots \\ y_p(k+1)\end{bmatrix}$$

$$\Delta\boldsymbol{u}(k)=\begin{bmatrix} \Delta u_1(k)\\ \vdots \\ \Delta u_m(k)\end{bmatrix},\ S_1=\begin{bmatrix} a_{11}(1) & \cdots & a_{1m}(1)\\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p1}(1) & \cdots & a_{pm}(1)\end{bmatrix}$$

在控制增量 $\Delta\boldsymbol{u}(k),\cdots,\Delta\boldsymbol{u}(k+M-1)$ 作用下, 则系统的输出预测值为

$$\begin{cases}\boldsymbol{y}(k+1)=\boldsymbol{y}(k)+S_1\Delta\boldsymbol{u}(k)\\ \boldsymbol{y}(k+2)=\boldsymbol{y}(k)+S_2\Delta\boldsymbol{u}(k)+S_1\Delta\boldsymbol{u}(k+1)\\ \qquad\vdots\\ \boldsymbol{y}(k+M)=\boldsymbol{y}(k)+S_M\Delta\boldsymbol{u}(k)+S_{M-1}\Delta\boldsymbol{u}(k+1)+\\ \qquad\cdots+S_1\Delta\boldsymbol{u}(k+M-1)\\ \qquad\vdots\\ \boldsymbol{y}(k+N)=\boldsymbol{y}(k)+S_N\Delta\boldsymbol{u}(k)+S_{N-1}\Delta\boldsymbol{u}(k+1)+\\ \qquad\cdots+S_{N-M+1}\Delta\boldsymbol{u}(k+M-1)\end{cases} \tag{3}$$

将 $\boldsymbol{y}(k)$ 移到等式的左边, 并使用矩阵表示, 则式 (3) 可简写为

$$\partial\boldsymbol{y}(k)=S\Delta\boldsymbol{u}_M(k) \tag{4}$$

其中,

$$\partial\boldsymbol{y}(k)=\begin{bmatrix} y(k+1)-y(k)\\ \vdots \\ y(k+N)-y(k)\end{bmatrix}$$

$$\Delta\boldsymbol{u}_M(k)=\begin{bmatrix} \Delta u(k)\\ \vdots \\ \Delta u(k+M-1)\end{bmatrix}$$

$$S=\begin{bmatrix} S_1 & \cdots & 0\\ \vdots & \ddots & \vdots\\ S_M & \cdots & S_1\\ \vdots & \ddots & \vdots\\ S_N & \cdots & S_{N-M+1}\end{bmatrix}$$

符号 ∂ 与符号 Δ 含义不同, 但系统处于稳态时 ∂ 与 Δ 含义相同, 故系统的稳态方程可以描述为

$$\Delta\boldsymbol{y}(\infty)=S_N\Delta\boldsymbol{u}(\infty) \tag{5}$$

其中, $\Delta\boldsymbol{y}(\infty)=[\Delta y_1(\infty),\Delta y_2(\infty),\cdots,\Delta y_p(\infty)]^{\mathrm{T}}$ 为系统稳态时的输出变量; $\Delta\boldsymbol{u}(\infty)=[\Delta u_1(\infty),\Delta u_2(\infty),\cdots,\Delta u_m(\infty)]^{\mathrm{T}}$ 为系统稳态时的输入增量; S_N 为系统输出与输入之间的稳态增益矩阵:

$$S_N=\begin{bmatrix} a_{11}(N) & \cdots & a_{1m}(N)\\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p1}(N) & \cdots & a_{pm}(N)\end{bmatrix}$$

稳态目标计算对稳态模型有两点要求: 第一, 稳态模型要有预测功能; 第二, 稳态目标计算在每一个采样周期都要进行, 所以模型计算得到的稳态工作点必须是动态稳定的. 为了满足上述要求, 式 (5) 可以写为

$$\Delta\boldsymbol{y}_\infty(k)=S_N\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k) \tag{6}$$

其中, $\Delta\boldsymbol{y}_\infty(k)$ 为采样周期 k 时刻系统稳态输出变化量; $\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k)$ 为采样周期 k 时刻系统稳态输入变化量; S_N 为系统稳态时系统输入与输出阶跃响应矩阵.

稳态目标计算的问题描述: 稳态目标计算[13] 的主要目的是在 MPC 现有配置模式下根据过程本身的条件进行以经济效益最大化为目的的最优化, 也可以表示为一个独立跟踪局部最优值的计算过程. 稳态目标计算的基本问题是指控制输入为代价变量、被控输出为稳态变量的优化计算问题. 稳态目标计算本质上是一种局部优化的开环计算方法. 结合过程的稳态模型, 考虑过程的输入输出约束条件, 根据不同情形下设定的目标代价函数, 形成 LP (Linear program) 问题或 QP (Quadratic program) 问题.

在优化问题中, 目标函数体现了价值取向, 目标函数的设计应能直接反应生产过程经济效益与成本之间的关系, 常见的目标函数描述方法为

$$\min_{\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k),\Delta\boldsymbol{y}_\infty(k)} J_{\mathrm{sstc}}=\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k)+\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{y}_\infty(k) \tag{7}$$

其中, J_{sstc} 是指控制输入与被控输出的变化所产生的成本; $\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{T}}=[\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_m]$ 为各控制输入对于目标函数影响的标准化系数向量; $\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}=[\beta_1,\beta_2,\cdots,\beta_n]$ 为各被控输出对于目标函数影响的标准化系数向量; $\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k)=[\Delta u_\infty^1,\Delta u_\infty^2,\cdots,\Delta u_\infty^m]^{\mathrm{T}}$ 是指各输入在 k 时刻的稳态变化量; $\Delta\boldsymbol{y}_\infty(k)=[\Delta y_\infty^1,\Delta y_\infty^2,\cdots,\Delta y_\infty^p]^{\mathrm{T}}$ 为各输出在 k 时刻的稳态变化量.

由于 $\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k)$ 与 $\Delta\boldsymbol{y}_\infty(k)$ 是线性相关, 所以目标函数的输入输出变化量可统一为控制输入变化量. 故式 (7) 可统一表示为

$$\min_{\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k)} J_{\mathrm{sstc}}=\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k) \tag{8}$$

其中, 对于控制输入的变化量所产生的成本标准化, 用参数 $\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}=[c_1,\cdots,c_m]$ 表示各控制输入的成本, 符号 $\pm$ 来区分成本与效益, $+$ 表示成本, $-$ 表示效益, 所以目标函数应取极小化运算.

稳态目标计算还需要考虑过程全局系统输入输出的稳态约束条件:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{u}_{\min}\le\boldsymbol{u}_\infty(k+1)\le\boldsymbol{u}_{\max}\\ \boldsymbol{y}_{\min}\le\boldsymbol{y}_\infty(k+1)\le\boldsymbol{y}_{\max}\end{aligned} \tag{9}$$

其中, $\boldsymbol{u}_{\min}$, $\boldsymbol{u}_{\max}$ 为系统稳态控制输入变量约束条件的下界和上界; $\boldsymbol{y}_{\min}$, $\boldsymbol{y}_{\max}$ 为稳态被控输出变量约束条件的下界和上界.

考虑全局系统的约束条件, 则全局优化问题可以描述为一个 LP 的问题:

$$\min_{\Delta \boldsymbol{u}_\infty(k)} J_{\rm sstc} = \boldsymbol{c}^{\rm T}\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k) \tag{10}$$

$$\begin{aligned} &\text{s.t.} \quad \Delta\boldsymbol{y}_\infty(k) = S_N\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k)\\ &\boldsymbol{u}_{\min} \le \boldsymbol{u}_\infty(k) + \Delta\boldsymbol{u}_\infty(k) \le \boldsymbol{u}_{\max}\\ &\boldsymbol{y}_{\min} \le \boldsymbol{y}_\infty(k) + \Delta\boldsymbol{y}_\infty(k) \le \boldsymbol{y}_{\max}\end{aligned}$$

式 (10) 根据极值必要条件求出最优的控制输入增量 $\Delta\boldsymbol{u}_\infty(k)$. 代入式 (6), 求得最优输出值作为设定值传递到下层控制器.

动态控制层的描述: 上层优化器 (实时优化) 对系统进行经济优化, 而下层控制器 (MPC) 对稳态目标进行跟踪. 此处的目标特指稳态目标计算结果 $\boldsymbol{y}_\infty(k)$, 也可写成 $\boldsymbol{w}(k)$, 可直接将该值作为设定点传递给 MPC, 也可以经过柔化后再传递给 MPC.

DMC (Dynamic matrix control) 是应用最为广泛的一种 MPC 算法, DMC 算法使用阶跃响应数学模型. 在每一时刻 k, 要确定从该时刻起的 M 个控制作用的增量, 使被控制装置在其作用下未来 P 个时刻的输出预测值尽可能接近给定的期望值. 这里 M, P 分别称为控制时域与优化时域. DMC 算法由预测模型、滚动优化、反馈校正三部分构成[14−15].

1) 预测模型: 基于系统过程的阶跃响应模型, 由当前时刻 k, 对未来 P 个时刻的模型预测输出值为

$$\hat{\boldsymbol{y}}_{PM}(k) = \hat{\boldsymbol{y}}_{P0}(k) + S\Delta\boldsymbol{u}_M(k) \tag{11}$$

其中, $\hat{\boldsymbol{y}}_{PM}(k)$ 为在预测时域 P 内的输出预测向量; $\hat{\boldsymbol{y}}_{P0}(k)$ 为未来 P 个时刻初始预测向量; $\Delta\boldsymbol{u}_M(k)$ 为在控制时域 M 内的增量预测向量; 动态矩阵 S 为控制输入增量与被控输出的阶跃响应系数组成 $P\times M$ 的矩阵.

2) 滚动优化: 基于预测模型使预测值尽可能接近给定的期望值, 则性能指标表示为

$$\min J_{\rm mpc} = \|\boldsymbol{w}_P(k) - \hat{\boldsymbol{y}}_{PM}(k)\|_Q^2 + \|\Delta\boldsymbol{u}_M(k)\|_R^2 \tag{12}$$

其中, $\boldsymbol{w}_p(k) = [w(k+1),\cdots,w(k+P)]^{\rm T}$ 为各被控输出设定值: 由稳态目标计算层实时优化计算得到; $Q = block-{\rm diag}\{Q_1,\cdots,Q_p\}^{\rm T}$, $Q_i = {\rm diag}\{q_i(1),\cdots,q_i(p)\}$, $R = block-{\rm diag}\{R_1,\cdots,R_m\}^{\rm T}$, $R_j = {\rm diag}\{r_j(1),\cdots,r_j(m)\}$ 分别为误差权矩阵、控制权矩阵.

由极值必要条件 $\frac{{\rm d}J_{\rm mpc}}{{\rm d}\Delta\boldsymbol{u}_M(k)} = 0$, 求得 $\Delta\boldsymbol{u}_M(k)$, 但并不把整个序列都作为应实现的解, 而是取这个序列的第一项作为控制作用增量:

$$\Delta\boldsymbol{u}(k) = D\left[\boldsymbol{w}(k) - \hat{\boldsymbol{y}}_{p0}(k)\right] \tag{13}$$

其中,

$$D = L(S^{\rm T}QS+R)^{-1}S^{\rm T}Q,\ \Delta\boldsymbol{u} = \begin{bmatrix}\Delta u_1\\ \vdots\\ \Delta u_m\end{bmatrix}$$

$$L = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & & & & 0\\ & & & & \ddots & & & \\ & 0 & & & 1 & 0 & \cdots & 0\end{bmatrix}_{m\times mM}$$

即可得 m 个要实施的即时控制量:

$$\boldsymbol{u}(k) = \boldsymbol{u}(k-1) + \Delta\boldsymbol{u}(k) \tag{14}$$

其中,

$$\boldsymbol{u}(k) = \begin{bmatrix}u_1(k)\\ \vdots\\ u_m(k)\end{bmatrix},\ \boldsymbol{u}(k-1) = \begin{bmatrix}u_1(k-1)\\ \vdots\\ u_m(k-1)\end{bmatrix}$$

$$\Delta\boldsymbol{u}(k) = \begin{bmatrix}\Delta u_1(k)\\ \vdots\\ \Delta u_m(k)\end{bmatrix}$$

3) 反馈校正: 运算求得的控制增量作用于装置, 在下一采样时刻, 检测装置的实际输出与预测值相比较后构成输出误差, 通过误差加权方法预测未来误差, 来校正基于模型的预测, 经过移位后作为下一时刻初始预测向量.

2 问题陈述

以石化系统过程生产为例, 一般这种大型工业系统是由上千个乃至上万个输入输出变量组成. 系统的特点: 组成单元多、空间分布广、约束条件多, 如图 1 所示.

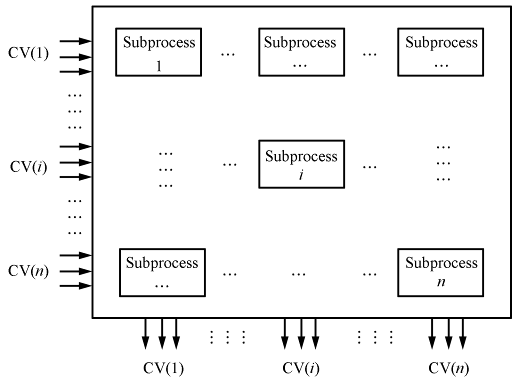


图 1 大型系统的结构图

Fig. 1 Structure of large-scale system

由于动态控制问题的决策变量要等于稳态目标计算决策变量的个数与控制时域的积, 从这个意义上讲, 动态控制的计算量是非常大的. 例如, 系统有 m 个控制输入和 p 个被控输出, 其中 m 和 p 数值都很大, 此时动态控制的计算时间很有可能远远超出控制周期, 导致如此配置的 MPC 无法得以实施, 从而限制了双层结构 MPC 在大系统中推广.

因此, 面对大规模工业系统的多变量控制问题, 工程上的解决方案是按照一定的工艺特点, 将某些控制输入输出变量组合在一起, 通常情况下采用多个子控制器组成的系统控制策略: 将大系统分解为多个相互独立的子系统, 整个系统由 n 个子系统 $Sub_x, x=1,\cdots,n$ 构成, 如图 2 所示.

每个子控制器相互独立, 它们的优化与控制都是由自身的双层结构 MPC 来完成, 即每个子控制器只优化与控制自身对应的子系统, 并不与其他子系统相关联. 这种策略如果设置得当也可以取得较好的控制效果, 可降低双层结构 MPC 在大系统中计算量, 但是这种配置忽略了上下游装置之间的作用关系, 无法使控制系统获得更好的控制性能.

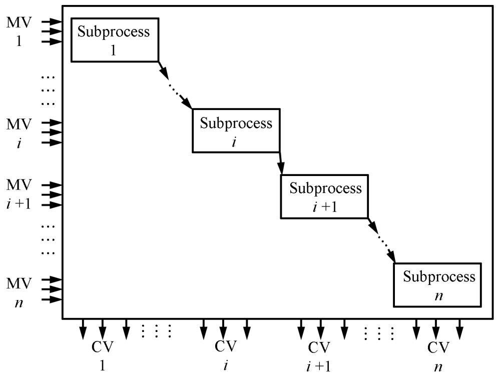


图 2　多个子系统器组成的大系统

Fig. 2　Large system made up of multiple subsystems

综上所述, 为解决双层结构 MPC 在大系统中计算量过大的问题, 且更好地提升控制系统的性能, 本文提出了一种集中优化分散控制的工业大系统双层结构 MPC 策略.

3　工业大系统双层结构 MPC 的集中优化与分散控制策略

本文同时兼顾双层结构 MPC 在大系统优化控制中的全局性以及计算量过大问题, 形成如图 3 所示的优化控制策略. 这种策略是根据大系统各个部分的功能特点或过程装置的空间布局而自然地将大系统划分为多个被控子过程, 每个子过程配备一个 MPC 控制器. 在全过程模型的基础上执行稳态目标计算, 并将计算结果分别下传到各 MPC 作为它们的控制目标, 引导它们对设定值进行跟踪.

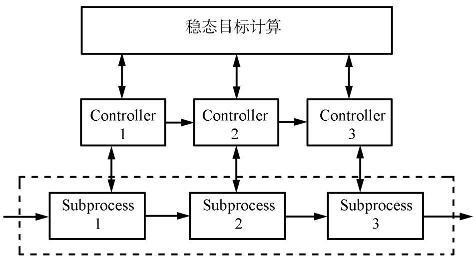


图 3　大系统双层结构 MPC 框图

Fig. 3　Two-layer MPC diagram of the large scale system

这种策略对大系统优化问题仍旧采用集中优化方法, 因此其全局优化性能得到保证. 各 MPC 分别利用各自的子过程数学模型进行动态控制计算, 同时在子控制器之间添加前馈控制器对中间变量扰动进行补偿, 使得子控制器并非完全相互独立, 而是具有单向的协同性, 如图 4 所示.

3.1　集中优化策略

稳态目标与下层子系统控制站之间通过通信系统进行连接, 实现对现场情况的监视和控制. 其优点在于, 上层稳态目标控制层能综合全局条件进行全局优化, 计算出下层控制系统结构各个子系统的设定值, 分别通过通信系统传递下去.

大系统优化层综合全局过程的约束条件, 基于全过程模型进行稳态优化求解, 由式 (6) 和式 (10) 计算得出整个系统的最优设定值, 并分别下传到各子过程的 MPC 控制器中, 作为它们的控制目标.

由于稳态目标计算是一种稳态优化方法, 其个数要比动态控制少很多, 所以它比动态优化控制的计算量要小得多. 这种建立在全过程模型基础的稳态目标计算方法, 相比于传统的子控制器策略在每个子过程独立进行优化的方法, 使控制系统在有限时间内可对更大范围的生产过程进行稳态优化.

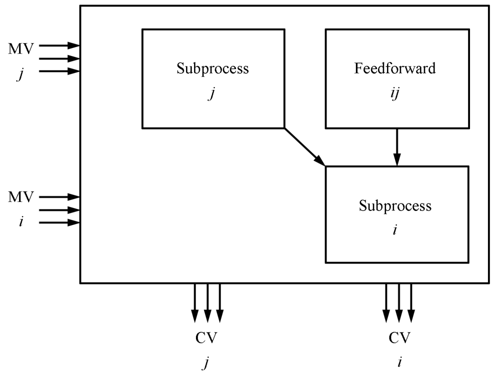


图 4　子系统之间的前馈装置结构图

Fig. 4　Feed-forward device structure diagram between the subsystems

3.2　分散控制策略

大系统的动态控制层由多个子控制器串联构成. 它们只单纯地对稳态优化层下传的控制目标 (设定点) 进行跟踪, 对自身控制器对应的子过程进行控制. 与此同时, 上下游子控制器之间通过通信设备进行信息交流, 如图 4 所示. 由于在串联模式下, 子控制器之间影响是单向的, 则添加了前馈控制系统来补偿上游子系统对下游子系统的影响.

1) 分散动态控制算法

大系统控制层的描述分为前馈控制器描述和 MPC 控制器描述两部分. 我们以子系统 Sub_i 为例进行阐述.

前馈控制器描述: 本文所提出的控制结构是基于一系列子系统 $Sub_x, x = 1, \cdots, n$ 相互独立的 MPC, 这些 MPC 可以经由通信设备与之相关联的子控制器相互交流信息. 如图 4 所示, 相邻控制器之间通常存在一定的关联性, 子系统 Sub_j 的系统输出会对子系统 Sub_i 产生影响, 即子系统 Sub_j 的系统输入可看作为子系统 Sub_i 扰动. 又因为子系统 Sub_j 对自身控制输入要有一定响应时间才能作用到输出, 使得子系统 Sub_i 难以及时的调整, 则各个子系统之间需要一个前馈补偿装置来补偿相关联的子系统可测扰动. 利用前馈模型, 使子系统 Sub_i 能提前预测子系统 Sub_j 的扰动, 所以该动态前馈也可称为超前前馈.

假设辨识出子系统 Sub_j 的控制输入对子系统 Sub_i 扰动的响应矩阵 η_{ij}, η_{ij} 为零时, 说明两者无关联, η_{ij} 不为零时, 子系统 Sub_i 受到子系统 Sub_j 对它的影响. 又因为子过程是单向传递的, 子系统 Sub_i 只受到它上游的子过程的影响, 即 $j < i$, 则子系统 Sub_i 预测模型可以描述为

$$\hat{\boldsymbol{y}}_{i,PM}(k) = \hat{\boldsymbol{y}}_{i,P0}(k) + S_{sub,i}\Delta\boldsymbol{u}_{i,M} + \sum_{j=1}^{i-1}\eta_{ij}\Delta\boldsymbol{u}_j \tag{15}$$

其中, $\hat{\boldsymbol{y}}_{i,PM}(k)$, $\hat{\boldsymbol{y}}_{i,P0}(k)$ 为子系统 Sub_i 在 MPC 采样周期未来 P 个时刻的输出值和当前时刻输出初始值. $S_{sub,i}$ 为子系统 Sub_i 输入对输出的阶跃响应矩阵.

前馈控制充分利用相关联子系统之间的操作变量扰动有延时这一因素, 很好改进了子系统对抗扰动效果, 提升了系统鲁棒性.

子控制器描述: 子系统 Sub_i 执行对控制目标的跟踪, 并进行自身的反馈校正, 如图 3 所示. 在 k 时刻, 上层稳态目标计算层求出全局系统的输出设定值. 子系统 Sub_i 对应上层

给定设定值序列, 进行单纯地跟踪. 在大多数情况下, 并不需要过程的输出预测值一定等于其设定值, 而是尽可能地接近.

假设子系统 Sub_i 有 $s \in p$ 个控制输出, $h \in m$ 个控制输入, 对该子系统的控制目标进行极小化操作:

$$\min J_{i,\text{mpc}}(k) = \left\| \boldsymbol{w}_i(k) - \hat{\boldsymbol{y}}_{i,p0}(k) - S_{sub,i}\Delta\boldsymbol{u}_{i,M} - \sum_{j=1}^{i-1}\eta_{ij}\Delta\boldsymbol{u}_j \right\|_{Q_i}^2 + \|\Delta\boldsymbol{u}_{i,M}(k)\|_{R_i}^2 \tag{16}$$

其中, $R_i = block - \text{diag}\{R_{i,1}, \cdots, R_{i,h}\}$ 为控制输入权重矩阵; $Q_i = block - \text{diag}\{Q_{i,1}, \cdots, Q_{i,s}\}$ 为子系统 Sub_i 误差权重矩阵.

在不考虑约束条件的情况下, 由系统输出预测模型式 (15) 代入性能指标函数式 (16) 可以计算得到使子系统 Sub_i 最优的控制增量:

$$\Delta\boldsymbol{u}_{i,M}(k) = ({S_{sub,i}}^{\mathrm{T}}Q_iS_{sub,i} + R_i)^{-1} \times {S_{sub,i}}^{\mathrm{T}}Q_i\left[\boldsymbol{w}_i(k) - \hat{\boldsymbol{y}}_{i,P0}(k) - \sum_{j=1}^{i-1}\eta_{ij}\Delta\boldsymbol{u}_j)\right] \tag{17}$$

而即时控制增量可由下式给出:

$$\Delta\boldsymbol{u}_i(k) = D\left[\boldsymbol{w}(k) - \hat{\boldsymbol{y}}_{i,P0}(k) - \sum_{j=1}^{i-1}\eta_{ij}\Delta\boldsymbol{u}_j\right] \tag{18}$$

其中,

$$\boldsymbol{u}_i(k) = \begin{bmatrix} u_1(k) \\ \vdots \\ u_h(k) \end{bmatrix}, \boldsymbol{u}_i(k-1) = \begin{bmatrix} u_1(k-1) \\ \vdots \\ u_h(k-1) \end{bmatrix}$$

$$\Delta\boldsymbol{u}_i(k) = \begin{bmatrix} \Delta u_1(k) \\ \vdots \\ \Delta u_h(k) \end{bmatrix}$$

在 k 时刻实施控制律后, 到下一个采样时刻子系统 Sub_i 的 MPC 要检测子过程的实际输出值, 要把它与计算得到的预测输出值相比较构成误差向量, 来校正基于模型的预测, 经过移位之后构成下一时刻的输出预测向量.

本文的控制策略是将整个工业大系统进行集中式优化, 这样保证了系统的全局最优性, 并将系统动态控制部分拆分成多个子系统来控制, 减少了双层结构 MPC 在大系统的计算量的同时, 子控制器之间添加前馈控制器, 对子控制器之间的中间变量进行扰动补偿, 使得子系统 Sub_i 减少了受上游子控制器的控制输入变量的影响, 能够快速稳定地实现对设定值的跟踪, 增强系统的抗扰动性和系统的控制性能.

2) 分散控制算法复杂度分析

在线动态求解 $\Delta\boldsymbol{u}(k) = D\left[\boldsymbol{w}(k) - \hat{\boldsymbol{y}}_{p0}(k)\right]$ 过程中, 由于 $D = L(S^{\mathrm{T}}QS + R)^{-1}S^{\mathrm{T}}Q$, 则不可避免涉及到求解逆矩阵, 而在线动态控制的复杂度问题很大程度上依赖于逆矩阵的求解速率. 为不失一般性, 故设矩阵 $H = S^{\mathrm{T}}QS + R$, 显然它为 $mM \times mM$ 维正定矩阵, 其中 m 为系统的控制输入个数; M 为系统的控制时域. 利用高斯消元法对矩阵 H 进行求解[16], 高斯消元法一般分为消元和回代两个过程, 于是它的总运算量:

乘除法计算次数为 T_m:

$$T_m = \frac{X^3}{3} + X^2 - \frac{X}{3} \tag{19}$$

加减法计算次数为 T_a:

$$T_a = \frac{X^3}{3} + \frac{X^2}{2} - \frac{5X}{6} \tag{20}$$

其中, X 为矩阵的维数.

计算机运算中, 做一次乘除法所花费的时间大大超过做一次加减法所需的时间, 因此, 估计所需运算量时, 往往只需估计乘除法次数. 在大规模工业系统中, X 实际上很大, 则省略 X 的低次项, 这样高斯消去法的计算量为 $\frac{X^3}{3}$ 数量级, 记求解复杂度为 $\mathrm{O}(X^3)$, 即 $\mathrm{O}((mM)^3)$. 从而可以得出: 双层结构 MPC 在线控制的复杂度主要由系统的操作变量数与控制器的控制时域所决定, 且它的复杂度为立方的数量级. 将一个复杂大规模系统的在线动态控制求解的问题分散到各个子系统中去分布实现, 从而能够降低计算量的规模和复杂性.

4 仿真分析

壳牌重油分馏塔是一个标准控制问题, 它的对象是一个多变量、有约束的系统. 重油分馏塔设备有三个产品抽取出口, 三个返塔循环回流. 经济性能和操作条件将决定分馏塔顶部和分馏塔侧线抽出的产品性能要求, 底部抽取液无性能要求, 但分馏塔底部有温度操作约束, 三个流通回路通过热交换来达到产品分离的目的. 该重油分馏塔的过程模型:

$$G_U(s) = \begin{bmatrix} \frac{4.05\mathrm{e}^{-27s}}{50s+1} & \frac{1.77\mathrm{e}^{-28s}}{60s+1} & \frac{5.88\mathrm{e}^{-27s}}{50s+1} \\ \frac{5.39\mathrm{e}^{-18s}}{50s+1} & \frac{5.72\mathrm{e}^{-14s}}{60s+1} & \frac{6.90\mathrm{e}^{-15s}}{40s+1} \\ \frac{4.38\mathrm{e}^{-20s}}{33s+1} & \frac{4.42\mathrm{e}^{-22s}}{44s+1} & \frac{7.20}{19s+1} \end{bmatrix}$$

其中, 过程的输入: u_{01} 代表分馏器顶部产品的抽出率; u_{02} 代表分馏器侧线产品的抽出率; u_{03} 代表分馏器底部的回流热负荷. 过程的输出: y_{01} 代表分馏器顶部的产品的提取成分; y_{02} 代表分馏侧线产品的提取成分; y_{03} 代表分馏器底部的回流温度. 将上述动态模型稳态化, 得到稳态预测方程为

$$\Delta\boldsymbol{y}_\infty(k) = \begin{bmatrix} 4.05 & 1.77 & 5.88 \\ 5.39 & 5.72 & 6.90 \\ 4.38 & 4.42 & 7.20 \end{bmatrix} \Delta\boldsymbol{u}_\infty(k)$$

将系统划分成两个子系统:

$$G_1(s) = \begin{bmatrix} \dfrac{4.05\mathrm{e}^{-27s}}{50s+1} & \dfrac{1.77\mathrm{e}^{-28s}}{60s+1} \\ \dfrac{5.39\mathrm{e}^{-18s}}{50s+1} & \dfrac{5.72\mathrm{e}^{-14s}}{60s+1} \end{bmatrix}$$

$$G_2(s) = \begin{bmatrix} \dfrac{7.20}{19s+1} \end{bmatrix}$$

进行稳态化, 得到稳态预测方程分别为

$$G_1(s) = \begin{bmatrix} \dfrac{4.05\mathrm{e}^{-27s}}{50s+1} & \dfrac{1.77\mathrm{e}^{-28s}}{60s+1} \\ \dfrac{5.39\mathrm{e}^{-18s}}{50s+1} & \dfrac{5.72\mathrm{e}^{-14s}}{60s+1} \end{bmatrix}$$

$$G_2(s) = \begin{bmatrix} \dfrac{7.20}{19s+1} \end{bmatrix}$$

大系统双层 MPC 的前馈控制器动态模型为

$$F=\left[\begin{array}{cc}\dfrac{4.38\mathrm{e}^{-20s}}{45s+1} & \dfrac{4.42\mathrm{e}^{-20s}}{44s+1}\end{array}\right]$$

过程参数设计: 输入操作约束为 ±0.5, 输出操作约束为 ±0.5, 控制输入增量约束被限定为 0.2. 控制器层采用无约束 DMC 算法. 稳态优化代价系数配置: $c_1=-2$, $c_2=-1$, $c_3=1$.

1) 优化控制性能分析

为了说明集中优化与分散控制策略的技术特点, 下面分别针对集中优化与集中控制、集中优化与分散控制、子优化控制器三种策略进行讨论. 设预测时域和控制时域为 60 和 10, 采样次数为 500 次, 误差权矩阵为 I, 控制权矩阵为 I.

采用集中优化与集中控制策略优化控制的仿真结果如图 5 和图 6 所示.

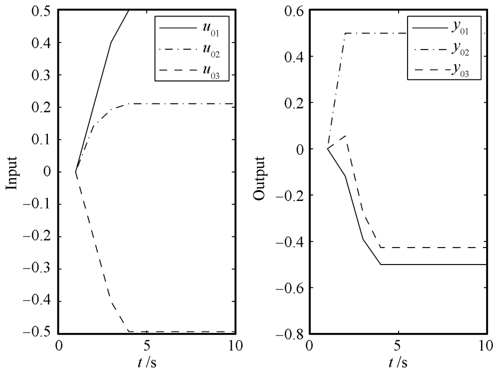


图 5　上层稳态层优化结果

Fig. 5　Optimization results of upper steady-state layer

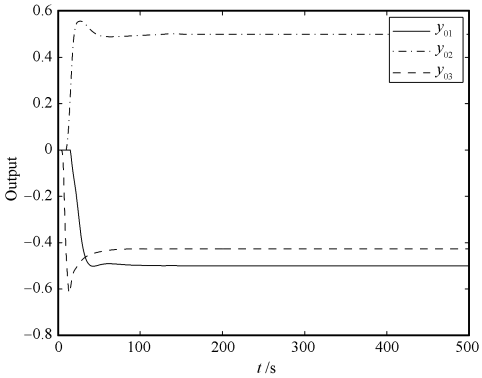


图 6　下层动态控制层跟踪轨迹

Fig. 6　Trajectories of lower dynamic control layer

采用集中优化与分散控制策略优化控制的仿真结果如图 7 和图 8 所示.

采用子控制器策略优化控制结果如图 9 和图 10 所示.

将仿真结果进行对比得出本文提出的集中优化与分散控制策略的上层优化结果与集中优化控制策略的结果是一致的, 在控制性能上虽然前者相比后者稍逊, 但由于前馈方法的使用使得控制性能并无明显的下降.

子控制器策略下层控制层虽然能够跟踪到设定点, 但是它的设定点并不是全局最优的, 而是每个子控制器单独的设定值, 且子控制策略动态控制受到中间变量扰动影响, 相比之下在三种策略中是最差的.

从仿真图 7～图 9 中得到采用大系统双层结构 MPC 策略系统, 被控输出设定值与系统控制输入设定值为

$$[y_{01},y_{02},y_{03}]=[-0.5,0.5,-0.4269]$$

$$[u_{01},u_{02},u_{03}]=[0.5,0.2809,-0.4929]$$

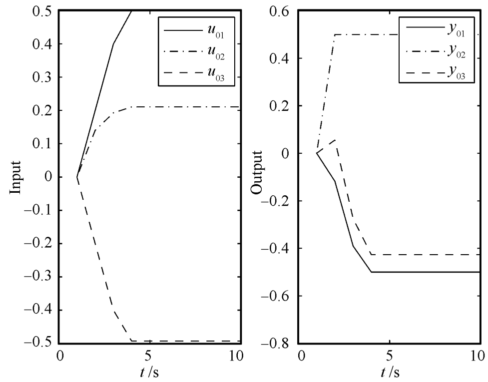
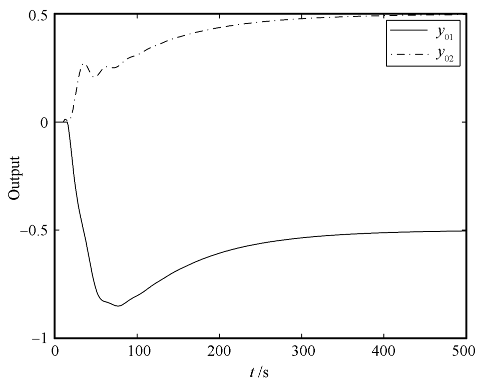


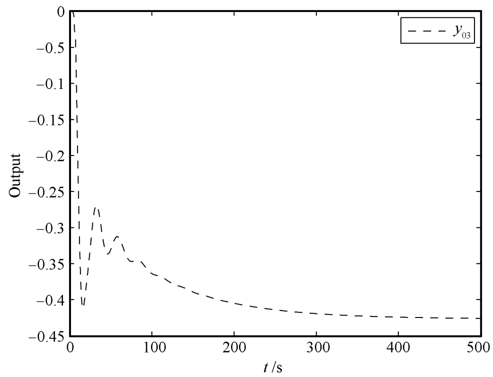
图 7　集中优化策略优化结果

Fig. 7　Optimization results of centralized optimization strategy



(a) 子系统 1 下层动态控制层输出轨迹

(a) Output trajectories of lower dynamic layer of Subsystem 1



(b) 子系统 2 下层动态控制层输出轨迹

(b) Output trajectories of lower dynamic layer of Subsystem 2

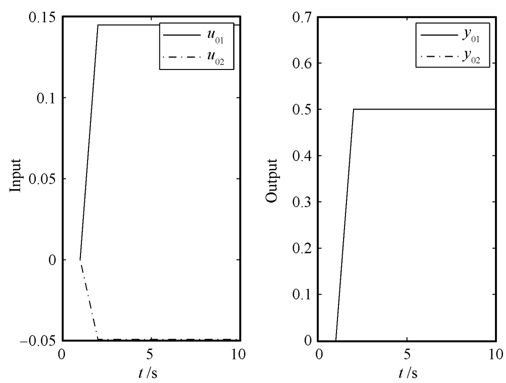
图 8　分散控制策略设定值跟踪轨迹

Fig. 8　The set-point tracking trajectories of decentralized control strategy

子控制器策略被控输出设定值与系统控制输入设定值为

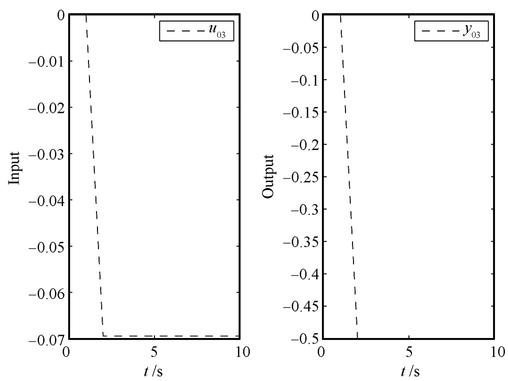
$$[y_{01}, y_{02}, y_{03}] = [-0.5, 0.5, -0.5]$$

$$[u_{01}, u_{02}, u_{03}] = [0.14, -0.05, -0.07]$$



(a) 上层稳态层优化结果

(a) Optimization results of upper steady-state layer



(b) 上层稳态层优化结果

(b) Optimization results of upper steady-state layer

图 9 子控制器策略优化结果

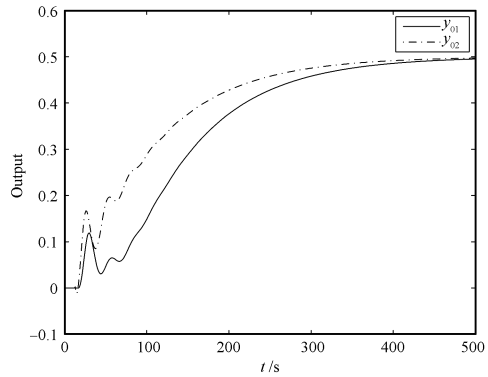
Fig. 9 The optimization results of sub-controller strategy

将上述优化结果代入代价目标函数式 (10) 中, 大系统双层结构 MPC 策略的优化后目标函数变化值为 -1.7037, 即为系统节约了 1.7037 "份" 成本, 而控制器策略目标函数变化值为 -0.3, 即为系统节约了 0.3 "份" 成本. 对比两者经济优化结果, 本文提出的大系统双层结构 MPC 集中优化策略相比于子控制器分散优化策略为企业多节省了 1.4037 "份" 成本.

2) 计算时间复杂度分析

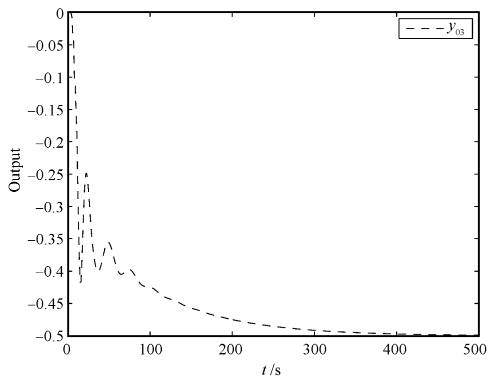
在双层结构中稳态目标计算只需要在每一采样时刻进行稳态优化一次, 相对于动态控制层的计算量要小得多, 因此动态控制层求解的速率无疑成为快速求解双层结构预测控制的关键因素. 根据本文第 3 节推导提出的双层预测控制 DMC 算法的计算复杂度正比于系统操作变量数与控制时域乘积的三次方. 在 PC 机 CPU Intel (R) Core(TM)2 Duo 2.20 GHz 内存为 2.00 GB 上进行了无约束 DMC 动态控制的仿真试验. 三种策略在不同的控制时域内在线动态控制求解时间, 如表 1 所示.

从表 1 中可以看出, 本文提出的大系统双层结构 MPC 的集中优化与分散控制策略与子控制器策略较之集中优化与集中控制策略在线计算负担明显降低, 且集中优化与分散控制同时兼顾全局的稳态性能.



(a) 下层动态控制层跟踪轨迹

(a) Trajectories of lower dynamic control layer



(b) 下层动态控制层跟踪轨迹

(b) Trajectory of lower dynamic control layer

图 10 子控制器策略设定值跟踪轨迹

Fig. 10 The set-point tracking trajectories of sub-controller strategy

表 1 动态控制计算时间复杂度对比 (求解 1 000 次所花费的时间) (t/s)

Table 1 Comparision of dynamic control computation time complexity (solving 1 000 times the amount of time spent) (t/s)

预测时域与控制时域	集中优化与分散控制策略	子控制器策略	集中的优化与控制策略
P = 120, M = 10	6.009525	6.970272	9.849587
P = 120, M = 30	10.890801	12.322146	22.509928
P = 120, M = 50	15.933894	17.517548	40.474448
P = 120, M = 70	24.334823	24.526037	67.429433
P = 120, M = 90	37.468350	40.589302	110.144118

5 结论

本文针对工业大系统提出了双层结构 MPC 的集中优化与分散控制策略, 其特点在于由上层稳态目标计算优化层对全过程进行稳态目标计算, 并将计算得出的结果分别下传给各 MPC 作为它们的控制设定值; 下层控制层将被控过程划分成多个子过程, 各 MPC 分别负责对上层稳态目标计算层下传的设定点进行跟踪控制, 在保持系统的最优性的同时减少了动态控制在线实施的计算量. 此外, 由于下层结构是单向的, 利用中间变量可测的特点, 在各 MPC 之间添加前馈控制器, 实现了上游控制器对下游控制器的扰动补偿, 从而增强系统的全局控制性能. 在仿真实例中, 通过将本文提出的策略与传统的子控制器策略进行对比分析, 证实了本文所提出的策略具有较好的全局性能.

References

1 Wang Y, Boyd S P. Fast model predictive control using online optimization. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2010, **18**(2): 267−278

2 Diehl M, Amrit R, Rawlings J B. A Lyapunov function for economic optimizing model predictive control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011, **56**(3): 703−707

3 Ling K V, Maciejowski J, Richards A, Wu B F. Multiplexed model predictive control. *Automatica*, 2012, **48**(2): 396−401

4 Cao Z W, Easterling D R, Watson L T, Li D, Cameron K W, Feng WC. Power saving experiments for large-scale global optimisation. *International Journal of Parallel, Emergent, and Distributed Systems*, 2010, **25**(5): 381−400

5 Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 2003, **11**(7): 733−764

6 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

7 NijandrovI A, Swartz C L E. Sensitivity analysis of LP-MPC cascade control systems. *Journal of Process Control*, 2009, **19**(1): 16−24

8 Xi Yu-Geng. *Introduction of Dynamic Large-Scale Systems*. Beijing: National Defense Press, 1988
(席裕庚. 动态大系统方法导论. 北京: 国防工业出版社, 1988)

9 Adetola V, Guay M. Integration of real-time optimization and model predictive control. *Journal of Process Control*, 2010, **20**(2): 125−133

10 Zhang Y, Li S Y. Networked model predictive control based on neighbourhood optimization for serially connected large-scale processes. *Journal of Process Control*, 2007, **17**(1): 37−50

11 Venkat A N, Rawlings J B, Wright S J. Stability and optimality of distributed model predictive control. In: Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control , and the European Control Conference. Seville, Spain: IEEE, 2005. 6680−6685

12 Scattolini R. Architectures for distributed and hierarchical model predictive control — a review. *Journal of Process Control*, 2009, **19**(5): 723−731

13 Zou Tao, Ding Bao-Cang, Zhang Duan. *Model Predictive Control Engineering Application Introduction*. Beijing: Chemical Industrial Press, 2010. 69−83
(邹涛, 丁宝苍, 张端. 模型预测控制工程应用导论. 北京: 化学工业出版社, 2010. 69−83)

14 Qian Ji-Xin, Zhao Jun, Xu Zu-Hua. *Predictive Control*. Beijing: Chemical Industry Press, 2007
(钱积新, 赵均, 徐祖华. 预测控制. 北京: 化学工业出版社, 2007)

15 Ding Bao-Cang. *The Predictive Control Theory and Methods*. 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)

16 Yuan Wei-Ping, Sun Zhi-Zhong, Wu Hong-Wei, Wen Zhen-Chu. *Computing Methods and Laboratory*. Nanjing: Southeast University Press, 2005
(袁慰平, 孙志忠, 吴宏伟, 闻震初. 计算方法与实习. 南京: 东南大学出版社, 2005)

邹　涛　中国科学院沈阳自动化研究所副研究员. 主要研究方向为工业过程实时优化与模型预测控制. 本文通信作者. E-mail: zoutao@sia.cn
(**ZOU Tao**　Associated professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers real time optimization of industrial process and model predictive control. Corresponding author of this paper.)

魏　峰　浙江工业大学信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为大系统双层结构预测控制. E-mail: wf5552682@126.com
(**WEI Feng**　Master student at the College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology. His research interest covers two-layered predictive control in large-scale industrial system.)

张小辉　新奥智能能源有限公司高级工程师. 主要研究方向为热工自动化. E-mail: zhangxiaohui@enn.cn
(**ZHANG Xiao-Hui**　Senior engineer at ENN Intelligent Energy Group. His main research interest is thermal automation.)