基于动态矩阵控制的双层结构预测控制的整体解决方案

李世卿 [1] 丁宝苍 [1]

摘 要 本文给出一种双层结构预测控制的整体解决方案. 该方案分为开环预测、稳态目标计算和动态控制三个模块. 开环预测基于实测被控变量值和过去的操作变量值, 在假设未来操作变量不再变化的情况下, 估计未来的被控变量值. 稳态目标计算根据开环预测结果和外部目标等要求, 计算操作变量、被控变量的稳态目标值以及软约束的放松量. 动态控制根据开环预测结果和稳态目标输出结果, 计算未来的控制作用增量序列, 采用经典的动态矩阵控制策略. 这个整体解决方案保证了三个模块在模型、约束、目标上的一致性. 该算法是在已有文献的基础上, 将三个模块统一处理得到的. 仿真与应用例子证实了该算法的有效性.

关键词 预测控制, 开环预测, 稳态目标计算, 动态矩阵控制

引用格式 李世卿, 丁宝苍. 基于动态矩阵控制的双层结构预测控制的整体解决方案. 自动化学报, 2015, **41**(11): 1857−1866

DOI 10.16383/j.aas.2015.c150126

An Overall Solution to Double-layered Model Predictive Control Based on Dynamic Matrix Control

LI Shi-Qing[1] DING Bao-Cang[1]

Abstract This paper gives an overall solution to the double-layered model predictive control (MPC). This scheme includes three modules, i. e., the open-loop prediction, the steady-state target calculation (SSTC), and the dynamic control. Based on real-time output measurement and past inputs, the open-loop prediction module estimates the future outputs by assuming that the future inputs keep unchanged. Based on the open-loop predictions and the external targets, the SSTC module calculates the steady-state targets and the slacking values of the soft constraints. Then according to the open-loop predictions and SSTC results, the dynamic control module calculates the future control increments, which applies the classical dynamic matrix control (DMC). This overall solution guarantees the consistency of the three modules with respect to model, constraints and targets. Simulation and application examples have verified the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words Model predictive control (MPC), open-loop prediction, steady-state target calculation (SSTC), dynamic matric control (DMC)

Citation Li Shi-Qing, Ding Bao-Cang. An overall solution to double-layered model predictive control based on dynamic matrix control. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(11): 1857−1866

在过去四十年中, 模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 是在过程控制领域得到最高认可的先进控制方法[1−2]. MPC 在具体工程实现时, 主要是作为分层递阶结构优化控制的一部分[3]. 上层即实时优化层 (Real time optimization, RTO) 通过求解满足各种约束和产品要求的优化问题来获取理想工作点 (u_t, y_t) — 也称为外部目标 (External target, ET), 并将其传递到中间层即双层结构 MPC 中. 中间层将被控过程的多目标协调优化控制要求转化为一系列相对简单的优化问题, 通过开环预测、闭环预测、稳态优化、动态优化等手段, 最大程度地实现来自 RTO 的结果. 中间层的输出结果主要是底层控制器的设定值, 少部分输出结果为执行机构动作量. 底层为基础控制层, 通常是以 PID 单回路调节为主的. 所谓工业 MPC 技术, 主要是指中间层.

双层结构 MPC 可进一步分为三个模块, 即开环预测、稳态目标计算 (Steady-state target calculation, SSTC) 和动态控制. 开环预测模块基于被控变量 (Controlled variable, CV) 实测值, 在假设未来操作变量 (Manipulated variable, MV) 不变的情况下, 预测未来的 CV 值. SSTC 模块结合过程的稳态模型, 考虑 MV 和 CV 约束条件, 并考虑 ET 及

收稿日期 2015-03-11 录用日期 2015-08-09
Manuscript received March 11, 2015; accepted August 9, 2015
国家高技术研究发展计划项目 (863 计划) (2014AA041802), 国家自然科学基金项目 (61174095) 资助
Supported by National High-tech Research and Development Program of China (2014AA041802) and National Natural Science Foundation of China (61174095)
本文责任编委 阳春华
Recommended by Associate Editor YANG Chun-Hua

1. 西安交通大学电子与信息工程学院智能网络与网络安全教育部重点实验室 西安 710049
1. Ministry of Education Key Lab For Intelligent Networks and Network Security (MOE KLINNS), School of Electronic and Information Engineering, Xi′an Jiaotong University, Xi′an 710049

其期望上下界, 适当地设定优化性能指标, 最终形成线性规划 (Linear programming, LP) 或二次规划 (Quadratic programming, QP) 问题; 通过求解这些 LP 或 QP 为动态控制模块提供 MV、CV 设定值 —— 也称为稳态目标值. 实际应用中, 各种 ET 和 CV 的约束具有不同的重要程度, 根据重要程度的不同可以划分多个优先级. 多优先级 SSTC 算法可以保证高优先级的目标被优先满足. 动态控制模块根据 SSTC 的输出结果, 计算底层控制器的设定值或执行机构的动作量.

上述思想在很多文献中都可以见到[4−12]. 由于双层结构控制符合人们处理复杂决策的思维方式, 算不上原创性强的模式. 如何解决双层结构控制中的核心理论问题则格外有难度, 因此更能体现研究价值. 以双层结构 MPC 为例, 其理论分析比单层结构 MPC 要复杂得多. 实际上, 大多数研究双层结构 MPC 理论问题的文献中, 在 SSTC 模块都没有考虑优先级和约束[3, 9−11], 这与实际应用的 SSTC 策略相差悬殊. 为了推进 MPC 工业应用和学术研究的一致和融合, 我们根据已有文献的思想线索, 整理得到双层 MPC 的整体方案并软件化. 这个方案不仅适合编程, 而且具有充分的理论依据, 能够推动工业应用和学术研究, 故我们将其发表与读者共飨. 值得指出, 尽管文献中对双层结构 MPC 有很多方案、而我们的基本思想也来自这些文献, 但我们兼顾工业技术原貌和理论研究, 因此我们的方案不会和已有文献雷同. 文献 [13−14] 采用状态空间模型, 对本文涉及的稳态目标计算已经进行了研究, 但没有考虑可测干扰、MV 速率约束、CV 硬约束、最小移动 MV 和最低优先级软约束.

本文仅考虑稳定 CV, 对积分 CV 将在其他的论文中继续阐述. 本文主要符号见表 1.

表 1 本文符号

Table 1 The notations in this paper

符号	含义
$\mathbf{R}^n$	n 维欧式空间
$y(u,\ v)$	CV(MV, DV), 属于 $\mathbf{R}^{n_y}(\mathbf{R}^{n_u},\ \mathbf{R}^{n_v})$
$y_{ss}(u_{ss},\ v_{ss})$	CV(MV, DV) 稳态值
δu_{ss}	MV 稳态增量, $\delta u_{ss} = u_{ss} - u(k-1)$
$y_t(u_t)$	CV(MV) 的外部目标值
$\bar{y}(\bar{u})$	CV(MV) 上界
$\underline{y}(\underline{u})$	CV(MV) 下界
$\Vert x\Vert_Q^2$	$x^{\mathrm{T}}Qx$
$x(k+i\vert k)$	k 时刻对未来 $k+i$ 时刻的 x 的预测值
$N(P、M)$	模型时域 (预测时域、控制时域)

1 开环预测方法

考虑如下的有限阶跃响应模型:

$$y(k) = \sum_{i=1}^{N-1} S_i^u \Delta u(k-i) + S_N^u u(k-N) + \sum_{i=1}^{N-1} S_i^v \Delta v(k-i) + S_N^v v(k-N) \tag{1}$$

其中, S_i^u 和 S_i^v 分别为针对操作变量 u 和干扰 v 的阶跃响应系数矩阵, 满足 $S_{N+i}^u = S_N^u$, $S_{N+i}^v = S_N^v$, $\forall i \geq 0$. 令 $y^{fr}(k+p|k)$ 为 $\Delta u(k+i-1|k) = 0$, $\Delta v(k+i) = 0,\ 1 \leq i \leq p$ 的情况下对 $y(k+p|k)$ 的预测值, 称为自由预测值. 采用 (1) 进行预测得到

$$y^{fr}(k+p|k) - y^{fr}(k+p|k-1) = S_{p+1}^u \Delta u(k-1) + S_p^v \Delta v(k) \tag{2}$$

$$y(k+p|k) - y^{fr}(k+p|k) = \sum_{i=1}^{p} [S_i^u \Delta u(k+p-i|k) + S_i^v \Delta v(k+p-i)] \tag{3}$$

基于式 (2) ~ (3), 并考虑反馈校正, 做开环和闭环预测. 假设 $v_{ss}(k) = v_{ss}(k-1) + \Delta v(k)$ 为已知. 从 k 时刻开始 MV 不再变化的情况下, 得到的预测值 $y^{ol}(k+i|k)$ 称为开环预测, 反之称为闭环预测值.

记 $\tilde{\boldsymbol{y}}_N^{ol}(k|k) = \begin{bmatrix} y^{ol}(k+1|k) \\ y^{ol}(k+2|k) \\ \vdots \\ y^{ol}(k+N|k) \end{bmatrix}$ 为 k 时刻的开环动态预测值. 检测到 $\Delta u(k-1)$ 的实际值后, 根据式 (2) 可计算出 $y^{ol}(k|k) = y^{ol}(k|k-1) + S_1^u \Delta u(k-1)$. 基于 $y(k)$ 实测值得

$$\epsilon(k) = y(k) - y^{ol}(k|k) = y(k) - y^{ol}(k|k-1) - S_1^u \Delta u(k-1) \tag{4}$$

该 $\epsilon(k)$ 反应了阶跃响应模型中未包含的不确定因素对稳定 CV 的影响. 由于 $\epsilon(k)$ 可能包含了噪声的影响, 可对其进行滤波处理, 以一阶指数平滑为例得到

$$\epsilon'(k) = \alpha\epsilon(k) + (1-\alpha)\epsilon'(k-1),\ \epsilon'(-1) = \epsilon(0)$$

其中 $\alpha \in (0, 1]$ 为平滑系数. 采用 $\epsilon'(k)$ 进行反馈校正, 并且取反馈校正在未来所有时间点都是恒定的, 即

$$e(k+i|k) = \epsilon'(k),\quad i \geq 0 \tag{5}$$

综合式 (2) 和反馈校正得到

$$\tilde{\boldsymbol{y}}_N^{ol}(k|k) = M\left\{\tilde{\boldsymbol{y}}_N^{ol}(k-1|k-1) + \begin{bmatrix} S_1^u \\ S_2^u \\ \vdots \\ S_N^u \end{bmatrix} \Delta u(k-1)\right\} + \begin{bmatrix} S_1^v \\ S_2^v \\ \vdots \\ S_N^v \end{bmatrix} \Delta v(k) + \begin{bmatrix} e(k+1|k) \\ e(k+2|k) \\ \vdots \\ e(k+N|k) \end{bmatrix} \tag{6}$$

其中 $M = \begin{bmatrix} 0 & I \\ 0 & [0, \cdots, 0, I] \end{bmatrix}$.

由于采用了式 (5), 故开环稳态预测为

$$y_{ss}^{ol}(k) = y^{ol}(k+N+i|k), \ \forall i \geq 0 \tag{7}$$

注意推导式 (6) 时隐含地用到了关系式 $y^{ol}(k+N|k-1) = y^{ol}(k+N-1|k-1)$, 这与式 (7) 中 k 替换为 $k-1$ 的情形一致, 也就是说以上开环稳态和动态预测没有矛盾 (具有一致性).

以上开环预测方法针对所有 $k > 0$. 当 $k = 0$ 时, $y_{ss}^{ol}(0) = y(0)$, $\tilde{\boldsymbol{y}}_N^{ol}(0|0)$ 由 N 个 $y(0)$ 组成. 在 SSTC 和动态控制模块中不需要再考虑干扰的影响.

2　多优先级稳态目标计算算法

在 SSTC 中, 体现经济性主要有两种方式, 即 ET 和经济优化. 记 $u_{i,t}(k)$ ($y_{j,t}(k)$) 为 $u_{i,ss}(k)$ ($y_{j,ss}(k)$) 的理想值, 并记有理想值的 i (j) 的集合为 $I_t(J_t)$.

2.1　稳态目标计算问题描述

稳态 MV 的幅值硬约束为

$$\underline{u} \leq u_{ss}(k) \leq \bar{u}, \quad k \geq 0 \tag{8}$$

另外, 如果在动态控制中有 MV 变化速率约束 $|\Delta u(k+j|k)| \leq \Delta\bar{u}$ ($0 \leq j \leq M-1$), 则附加的稳态 MV 的硬约束为

$$|\delta u_{ss}(k)| \leq M\Delta\bar{u}, \quad k \geq 0 \tag{9}$$

如果在 SSTC 需要对 $\delta u_{ss}(k)$ 进行限制, 则附加的稳态 MV 的硬约束为

$$|\delta u_{ss}(k)| \leq \delta\bar{u}_{ss}, \quad k \geq 0 \tag{10}$$

稳态 CV 的幅值硬约束 (也称为工程约束) 为

$$\underline{y}_{0,h} \leq y_{ss}(k) \leq \bar{y}_{0,h}, \quad k \geq 0 \tag{11}$$

稳态 CV 的幅值软约束 (也称为操作约束) 为

$$\underline{y}_0 \leq y_{ss}(k) \leq \bar{y}_0, \quad k \geq 0 \tag{12}$$

满足 $\underline{y}_{0,h} \leq \underline{y}_0$ 和 $\bar{y}_{0,h} \geq \bar{y}_0$.

对稳定 CV, CV 的新稳态值仅决定于 $\delta u_{ss}(k)$ 的大小, 而与 MV 动态变化路径无关. 稳态预测模型为

$$y_{ss}(k) = S_N^u \delta u_{ss}(k) + y_{ss}^{ol}(k) \tag{13}$$

其中 S_N^u 为稳态增益矩阵, $y_{ss}^{ol}(k)$ 为开环稳态预测 (见式 (7)).

2.2　将约束统一表达为关于 MV 稳态增量的形式

由于 $u_{ss}(k) = u(k-1) + \delta u_{ss}(k)$, 所谓满足硬约束式 (8) ~ (10), 即满足

$$\delta u_{ss}(k) \leq \bar{u}'(k) \tag{14}$$

$$\delta u_{ss}(k) \geq \underline{u}'(k) \tag{15}$$

其中, $\bar{u}'(k) = \min\{\bar{u} - u(k-1), M\Delta\bar{u}, \delta\bar{u}_{ss}\}$, $\underline{u}'(k) = \max\{\underline{u} - u(k-1), -M\Delta\bar{u}, -\delta\bar{u}_{ss}\}$. 此处 “min” 和 “max” 运算分别为逐元素取最小和最大. 根据式 (13), 检验是否满足硬约束式 (11) 变为检验

$$S_N^u \delta u_{ss}(k) \leq \bar{y}_h(k) \tag{16}$$

$$S_N^u \delta u_{ss}(k) \geq \underline{y}_h(k) \tag{17}$$

其中 $\bar{y}_h(k) = \bar{y}_{0,h} - y_{ss}^{ol}(k)$, $\underline{y}_h(k) = \underline{y}_{0,h} - y_{ss}^{ol}(k)$.

相应地, 所谓检验 $y_{ss}(k)$ 是否满足上下界软约束 (12), 即检验

$$S_N^u \delta u_{ss}(k) \leq \bar{y}(k) \tag{18}$$

$$S_N^u \delta u_{ss}(k) \geq \underline{y}(k) \tag{19}$$

其中 $\bar{y}(k) = \bar{y}_0 - y_{ss}^{ol}(k)$, $\underline{y}(k) = \underline{y}_0 - y_{ss}^{ol}(k)$.

记对应于 $u_{i,t}(k)$ 的期望允许变化范围为 $u_{i,ss,range}$. 对 $i \in I_t$, 取

$$\bar{u}_{i,ss}(k) = u_{i,t}(k) + \frac{1}{2}u_{i,ss,range} - u_i(k-1) \tag{20}$$

$$\underline{u}_{i,ss}(k) = u_{i,t}(k) - \frac{1}{2}u_{i,ss,range} - u_i(k-1) \tag{21}$$

则对 $u_{i,ss}(k)$, 需要检验

$$\delta u_{i,ss}(k) \leq \bar{u}_{i,ss}(k), \ \ i \in I_t \tag{22}$$

$$\delta u_{i,ss}(k) \geq \underline{u}_{i,ss}(k), \ \ i \in I_t \tag{23}$$

记对应于 $y_{j,t}(k)$ 的期望允许变化范围为 $y_{j,ss,range}$.

对 $j\in J_t$, 取

$$\bar{y}_{j,ss}(k)=y_{j,t}(k)+\frac{1}{2}y_{j,ss,range}-y^{ol}_{j,ss}(k) \tag{24}$$

$$\underline{y}_{j,ss}(k)=y_{j,t}(k)-\frac{1}{2}y_{j,ss,range}-y^{ol}_{j,ss}(k) \tag{25}$$

则对 $y_{j,ss}(k)$, 需要检验

$$S^u_{N,j}\delta u_{ss}(k)\le\bar{y}_{j,ss}(k),\ j\in J_t \tag{26}$$

$$S^u_{N,j}\delta u_{ss}(k)\ge\underline{y}_{j,ss}(k),\ j\in J_t \tag{27}$$

其中 S_j 为 S 的第 j 行.

ET 本身也可以表达成关于 MV 增量的约束. 对应于 $u_{i,t}(k)$, 约束为

$$\delta u_{i,ss}(k)=u_{i,t}(k)-u_i(k-1),\ \ i\in I_t \tag{28}$$

对应于 $y_{j,t}(k)$, 约束为

$$S^u_{N,j}\delta u_{ss}(k)=y_{j,t}(k)-y^{ol}_{j,ss}(k),\ j\in J_t \tag{29}$$

SSTC 并不要求约束式 (18) ~ (19), 式 (22) ~ (23), 式 (26) ~ (29) 必须满足, 所以它们是软约束. 据实际情况可将这些软约束按照优先级别从高到低的顺序排列. 在每个优先级中, 或者只有等式型软约束, 或者只有不等式型软约束. 处于高优先级的软约束优先满足.

SSTC 算法分为可行性阶段和经济优化阶段.

2.3 可行性阶段

在每个优先级的优化问题中, 必须首先满足式 (14) ~ (17). 另外, 将该优先级之前所有优先级的软约束 (可能已经放松) 作为硬约束, 而将该优先级的软约束放松, 最终使得优化后的约束集是相容的. 记通过第 r 个优先级的优化问题的求解, 得到的 $1\sim r$ 级软约束的处理结果为

$$C^{(r)}\delta u_{ss}(k)\le c^{(r)}(k) \tag{30}$$

$$C^{(r)}_{eq}\delta u_{ss}(k)=c^{(r)}_{eq}(k) \tag{31}$$

对第 $r+1$ 个优先级, 式 (30) ~ (31) 是硬约束.

易知, 式 (30) ~ (31) 是由如下一些约束组成:

$$S^u_{N,j}\delta u_{ss}(k)\le\bar{y}'_j(k),\ \ j\in\bar{J}^{(r)}_u \tag{32}$$

$$-S^u_{N,j}\delta u_{ss}(k)\le-\underline{y}'_j(k),\ \ j\in\bar{J}^{(r)}_l \tag{33}$$

$$\delta u_{i,ss}(k)\le\bar{u}'_{i,ss}(k),\ \ i\in I^{(r)}_u \tag{34}$$

$$-\delta u_{i,ss}(k)\le-\underline{u}'_{i,ss}(k),\ \ i\in I^{(r)}_l \tag{35}$$

$$S^u_{N,j}\delta u_{ss}(k)\le\bar{y}'_{j,ss}(k),\ \ j\in J^{(r)}_u \tag{36}$$

$$-S^u_{N,j}\delta u_{ss}(k)\le-\underline{y}'_{j,ss}(k),\ \ j\in J^{(r)}_l \tag{37}$$

$$\delta u_{i,ss}(k)=u_{i,ss}(k)-u_i(k-1),\ \ i\in I^{(r)}_e \tag{38}$$

$$S^u_{N,j}\delta u_{ss}(k)=y_{j,ss}(k)-y^{ol}_{j,ss}(k),\ \ j\in J^{(r)}_e \tag{39}$$

其中, $I^{(r)}_u, I^{(r)}_l, I^{(r)}_e\subseteq I_t$, $J^{(r)}_u, J^{(r)}_l, J^{(r)}_e\subseteq J_t$; $\bar{y}_{j,h}(k)\ge\bar{y}'_j(k)\ge\bar{y}_j(k)$, $\underline{y}_{j,h}(k)\le\underline{y}'_j(k)\le\underline{y}_j(k)$; $\bar{u}'_{i,ss}(k)\ge\bar{u}_{i,ss}(k)$, $\underline{u}'_{i,ss}(k)\le\underline{u}_{i,ss}(k)$; $\bar{y}'_{j,ss}(k)\ge\bar{y}_{j,ss}(k)$, $\underline{y}'_{j,ss}(k)\le\underline{y}_{j,ss}(k)$. 式 (32) ~ (39) 分别是式 (18) ~ (19), 式 (22) ~ (23), 式 (26) ~ (29) 放松后的结果.

引理 1. 在式 (32) ~ (39) 的作用下, 式 (14) ~ (17) 简化为

$$\delta u_{i,ss}(k)\le\bar{u}'_i(k),\ \ i\notin I^{(r)}_e \tag{40}$$

$$-\delta u_{i,ss}(k)\le-\underline{u}'_i(k),\ \ i\notin I^{(r)}_e \tag{41}$$

$$S^u_{N,j}\delta u_{ss}(k)\le\bar{y}_{j,h}(k),\ \ j\notin J^{(r)}_e, j\notin\bar{J}^{(r)}_u \tag{42}$$

$$-S^u_{N,j}\delta u_{ss}(k)\le-\underline{y}_{j,h}(k),\ \ j\notin J^{(r)}_e, j\notin\bar{J}^{(r)}_l \tag{43}$$

证明. 式 (38) ~ (39) 中的等式使得式 (14) ~ (17) 中所有对应于 $i\in I^{(r)}_e$ 和 $j\in J^{(r)}_e$ 的不等式为冗余的. 另外, 式 (32) ~ (33) 使得式 (14) ~ (17) 中关于 $y_{ss}(k)$ 的一部分不等式冗余, 故结论显然成立. □

故在求解第 $r+1$ 个优先级的优化问题时, 式 (14) ~ (17) 可以由式 (40) ~ (43) 代替. 考虑如下两种情况.

1) 第 $r+1$ 个优先级为 ET 的理想值, 则考虑的约束为式 (40) ~ (43) 和

$$C^{(r)}\delta u_{ss}(k)\le c^{(r)}(k) \tag{44a}$$

$$\begin{bmatrix} C^{(r)}_{eq}\\ \tilde{C}^{(r+1)}_{eq}\end{bmatrix}\delta u_{ss}(k)=\begin{bmatrix} c^{(r)}_{eq}(k)\\ \tilde{c}^{(r+1)}_{eq}(k)+\varepsilon^{(r+1)}_{eq}(k)\end{bmatrix} \tag{44b}$$

其中 $\varepsilon^{(r+1)}_{eq}(k)$ 为松弛变量, 对其优化的要求应为绝对值越小越好.

2) 第 $r+1$ 个优先级为目标值的期望上界或下界和/或 CV 的软约束, 则考虑的约束为式 (40) ~ (43) 和

$$\begin{bmatrix} C^{(r)}\\ \tilde{C}^{(r+1)}\end{bmatrix}\delta u_{ss}(k)\le\begin{bmatrix} c^{(r)}(k)\\ \tilde{c}^{(r+1)}(k)+\varepsilon^{(r+1)}(k)\end{bmatrix},$$

$$\varepsilon^{(r+1)}(k)\ge 0 \tag{45a}$$

$$C^{(r)}_{eq}\delta u_{ss}(k)=c^{(r)}_{eq}(k) \tag{45b}$$

其中 $\varepsilon^{(r+1)}(k)$ 为松弛变量.

如果在一个优先级中, 要同时调整多个软约束或 ET, 则对它们给予同等重要的关注. 对每一个标量松弛变量 ε, 记其对应的等关注偏差为 $\bar{\varepsilon}$. 对 $y_{j,ss}(k)$ 所涉及的 CV 上界软约束, 可以取其等关注偏差为 $\bar{y}_{j,0,h}-\bar{y}_{j,0}$; 对 $y_{j,ss}(k)$ 所涉及的 CV 下界

软约束, 可以取其等关注偏差为 $\underline{y}_{j,0} - \underline{y}_{j,0,h}$. 对 ET 对应的上/下界和等式约束, 可以取其等关注偏差为 $\frac{1}{2}ET_{range}$, 其中对 $u_{i,t}(k)$ 和 $y_{j,t}(k)$ 而言, 则分别为 $\frac{1}{2}u_{i,ss,range}$ 和 $\frac{1}{2}y_{j,ss,range}$. 下面分四种情况讨论 (原理与文献 [14] 相同, 但实际包含的约束不同).

1) 类型 I, LP. 令

$$\varepsilon_{eq}^{(r+1)}(k) = \varepsilon_{eq+}^{(r+1)}(k) - \varepsilon_{eq-}^{(r+1)}(k), \quad \varepsilon_{eq+}^{(r+1)}(k) \geq 0,\ \varepsilon_{eq-}^{(r+1)}(k) \geq 0 \tag{46}$$

其中 $\varepsilon_{eq+}^{(r+1)}(k)$ 和 $\varepsilon_{eq-}^{(r+1)}(k)$ 为松弛变量. 则求解

$$\min_{\varepsilon_{eq+}^{(r+1)}(k),\varepsilon_{eq-}^{(r+1)}(k),\delta u_{ss}(k)} \sum_{\tau=1}^{d_{r+1}} \left(\bar{\varepsilon}_{eq,\tau}^{(r+1)}\right)^{-1} \times \left(\varepsilon_{eq+,\tau}^{(r+1)}(k) + \varepsilon_{eq-,\tau}^{(r+1)}(k)\right) \tag{47a}$$

$$\text{s.t. } (40) \sim (44),\ (46) \tag{47b}$$

其中下角标 τ 表示对应于 $\varepsilon_{eq}^{(r+1)}(k)$ 的第 τ 个元, 而 d_{r+1} 表示 $\varepsilon_{eq}^{(r+1)}(k)$ 的维数.

2) 类型 I, QP, 则求解

$$\min_{\varepsilon_{eq}^{(r+1)}(k),\delta u_{ss}(k)} \sum_{\tau=1}^{d_{r+1}} (\bar{\varepsilon}_{eq,\tau}^{(r+1)})^{-2} \varepsilon_{eq,\tau}^{(r+1)}(k)^2 \tag{48a}$$

$$\text{s.t. } (40) \sim (44) \tag{48b}$$

3) 类型 II, LP, 则求解

$$\min_{\varepsilon^{(r+1)}(k),\delta u_{ss}(k)} \sum_{\tau=1}^{d_{r+1}} \left(\bar{\varepsilon}_{\tau}^{(r+1)}\right)^{-1} \varepsilon_{\tau}^{(r+1)}(k) \tag{49a}$$

$$\text{s.t. } (40) \sim (43),\ (45) \tag{49b}$$

其中下角标 τ 表示对应于 $\varepsilon^{(r+1)}(k)$ 的第 τ 个元, 而 d_{r+1} 表示 $\varepsilon^{(r+1)}$ 的维数.

4) 类型 II, QP, 则求解

$$\min_{\varepsilon^{(r+1)}(k),\delta u_{ss}(k)} \sum_{\tau=1}^{d_{r+1}} (\bar{\varepsilon}_{\tau}^{(r+1)})^{-2} \varepsilon_{\tau}^{(r+1)}(k)^2 \tag{50a}$$

$$\text{s.t. } (40) \sim (43),\ (45) \tag{50b}$$

当第 $r+1$ 个优先级的优化完成后, 式 (44) 或式 (45) 则被统一表达为式 (30) ∼ (31), 其中式 (30) ∼ (31) 中的 r 被替换为 $r+1$.

2.4　经济优化阶段: 不含软约束情况

SSTC 经济优化阶段分为两种情况. 一种是经济优化比所有的软约束的优先级都低. 另一种是经济优化和最低优先级别的软约束一块儿处理. 本小节先考虑第一种情况.

引理 2. 经过 SSTC 的可行性阶段, 约束式 (18) ∼ (19), (22) ∼ (23), (26) ∼ (29) 变为

$$\delta u_{i,ss}(k) \leq \bar{u}_i'(k),\ \ i \notin I_t \tag{51}$$

$$-\delta u_{i,ss}(k) \leq -\underline{u}_i'(k),\ \ i \notin I_t \tag{52}$$

$$S_{N,j}^u \delta u_{ss}(k) \leq \bar{y}_j'(k),\ \ j \notin J_t \tag{53}$$

$$-S_{N,j}^u \delta u_{ss}(k) \leq -\underline{y}_j'(k),\ \ j \notin J_t \tag{54}$$

$$\delta u_{i,ss}(k) = u_{i,ss}(k) - u_i(k-1),\ \ i \in I_t \tag{55}$$

$$S_{N,j}^u \delta u_{ss}(k) = y_{j,ss}(k) - y_{j,ss}^{ol}(k),\ \ j \in J_t \tag{56}$$

证明. 引理 1 的特例. 注意这时不再需要 ET 的不等式约束. □

所谓 SSTC 的经济优化问题, 即为寻找满足式 (51) ∼ (56) 的 $\delta u_{ss}(k)$ 的问题. MV 分为两种: 最小代价 MV 和最小移动 MV. 某个 MV 为最小移动 MV, 是指该 MV 的稳态变化量的绝对值越小越好. 最小移动 MV 的任何移动不影响经济效益. 记最小移动 MV 的集合为 I_{mm}. 最小化 $|\delta u_{i,ss}(k)|$ 等价于最小化 $U_i(k)$ 并满足

$$-U_i(k) \leq \delta u_{i,ss}(k) \leq U_i(k) \tag{57}$$

若采用 LP, 优化问题如下所示:

$$\min_{\delta u_{ss}(k),U_i(k),i\in I_{mm}} J = \sum_{i\in I_{mm}} h_i U_i(k) + \sum_{i\notin I_{mm}} h_i \delta u_{i,ss}(k)$$
$$\text{s.t. } (51) \sim (57), i \in I_{mm}$$

其中, h_i 为权重, 针对最小代价 MV 时根据各个 MV、CV 的标准化收益或成本折算后设定, 针对最小移动 MV 时仅为惩罚因子. 上述优化问题得到的解即为一组能够在当前约束条件下取得经济效益最大化的工作点.

相应地, 若采用 QP, 优化问题如下所示:

$$\min_{\delta u_{ss}(k),U_i(k),i\in I_{mm}} J = \sum_{i\in I_{mm}} h_i^2 U_i(k)^2 + \left(\sum_{i\notin I_{mm}} h_i \delta u_{i,ss}(k) - J_{\min}\right)^2$$
$$\text{s.t. } (51) \sim (57), i \in I_{mm}$$

其中 $J_{\min}$ 为最大可能的经济效益时对应的值.

2.5　经济优化阶段: 含最低优先级软约束情况

假设最低优先级为第 r_0 级. 类似于 SSTC 可行性阶段, 结合上两节的结果, 下面分四种情况讨论.

1) 类型 I, LP, 则求解

$$\begin{aligned}&\min_{\varepsilon_{eq+}^{(r_0)}(k),\varepsilon_{eq-}^{(r_0)}(k),\delta u_{ss}(k),U_i(k),i\in I_{mm}} J=\\&\sum_{i\in I_{mm}} h_iU_i(k)+\sum_{i\notin I_{mm}} h_i\delta u_{i,ss}(k)+\\&\sum_{\tau=1}^{d_{r_0}}\left(\bar{\varepsilon}_{eq,\tau}^{(r_0)}\right)^{-1}\left(\varepsilon_{eq+,\tau}^{(r_0)}(k)+\varepsilon_{eq-,\tau}^{(r_0)}(k)\right)\end{aligned}\tag{58a}$$

$$\begin{aligned}\text{s.t. }&(40)\sim(44),(46)\;\; r=r_0-1;\\&(57),i\in I_{mm}\end{aligned}\tag{58b}$$

2) 类型 I, QP, 则求解

$$\begin{aligned}&\min_{\varepsilon_{eq}^{(r_0)}(k),\delta u_{ss}(k),U_i(k),i\in I_{mm}} J=\sum_{i\in I_{mm}} h_i^2U_i(k)^2+\\&\left(\sum_{i\notin I_{mm}} h_i\delta u_{i,ss}(k)-J_{\min}\right)^2+\\&\sum_{\tau=1}^{d_{r_0}}(\bar{\varepsilon}_{eq,\tau}^{(r_0)})^{-2}\varepsilon_{eq,\tau}^{(r_0)}(k)^2\end{aligned}\tag{59a}$$

$$\begin{aligned}\text{s.t. }&(40)\sim(44),r=r_0-1;\\&(57),i\in I_{mm}\end{aligned}\tag{59b}$$

3) 类型 II, LP, 则求解

$$\begin{aligned}&\min_{\varepsilon^{(r_0)}(k),\delta u_{ss}(k),U_i(k),i\in I_{mm}} J=\\&\sum_{i\in I_{mm}} h_iU_i(k)+\sum_{i\notin I_{mm}} h_i\delta u_{i,ss}(k)+\\&\sum_{\tau=1}^{d_{r_0}}\left(\bar{\varepsilon}_{\tau}^{(r_0)}\right)^{-1}\varepsilon_{\tau}^{(r_0)}(k)\end{aligned}\tag{60a}$$

$$\begin{aligned}\text{s.t. }&(40)\sim(43),(45),\;\; r=r_0-1;\\&(57),i\in I_{mm}\end{aligned}\tag{60b}$$

4) 类型 II, QP, 则求解

$$\begin{aligned}&\min_{\varepsilon^{(r_0)}(k),\delta u_{ss}(k),U_i(k),i\in I_{mm}} J=\\&\sum_{i\in I_{mm}} h_i^2U_i(k)^2+\\&\left(\sum_{i\notin I_{mm}} h_i\delta u_{i,ss}(k)-J_{\min}\right)^2+\\&\sum_{\tau=1}^{d_{r_0}}(\bar{\varepsilon}_{\tau}^{(r_0)})^{-2}\varepsilon_{\tau}^{(r_0)}(k)^2\end{aligned}\tag{61a}$$

$$\begin{aligned}\text{s.t. }&(40)\sim(43),(45),r=r_0-1;\\&(57),i\in I_{mm}\end{aligned}\tag{61b}$$

求出 $\delta u_{ss}(k)$ 后, 由式 (13) 可以求得当前时刻 CV 的设定值. SSTC 阶段至此结束, 而动态控制层将对上述稳态目标进行跟踪.

3 基于二次规划的动态矩阵控制

在每个时刻 k, 已知 $\tilde{\boldsymbol{y}}_N^{ol}(k|k)$, 可以获得 $\tilde{y}_P^{ol}(k|k)$. 根据式 (3), 容易得到[5]

$$\tilde{\boldsymbol{y}}_P(k|k)=\tilde{y}_P^{ol}(k|k)+S\Delta\tilde{\boldsymbol{u}}_M(k|k)\tag{62}$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{y}}_P(k|k)=\begin{bmatrix}y(k+1|k)^{\mathrm{T}} & \cdots & y(k+P|k)^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$

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

$$S=\begin{bmatrix}S_1^u & 0 & \cdots & 0\\ S_2^u & S_1^u & \ddots & \vdots\\ \vdots & \ddots & \ddots & 0\\ S_M^u & \cdots & S_2^u & S_1^u\\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots\\ S_P^u & \cdots & S_{P-M+2}^u & S_{P-M+1}^u\end{bmatrix}$$

S 一直被称为动态矩阵. 式 (62) 为动态预测方程.

选择性能指标为 $J(k)=\sum_{i=1}^{P}\|y(k+i|k)-y_{ss}(k)\|_{Q_i(k)}^2+\sum_{j=0}^{M-1}\|\Delta u(k+j|k)\|_{\Lambda}^2$. 但是, 当优化不可行时, 要通过放松 CV 软约束得到可行解, 因此又选择备用性能指标 $J'(k)=\sum_{i=1}^{P}\|y(k+i|k)-y_{ss}(k)\|_{Q_i(k)}^2+\sum_{j=0}^{M-1}\|\Delta u(k+j|k)\|_{\Lambda}^2+\|\underline{\varepsilon}_{dc}(k)\|_{\underline{\Omega}}^2+\|\bar{\varepsilon}_{dc}(k)\|_{\bar{\Omega}}^2$, 其中 $\underline{\varepsilon}_{dc}(k)$ 和 $\bar{\varepsilon}_{dc}(k)$ 为 CV 约束松弛量. 性能指标中的加权 $\{Q_i(k),\Lambda,\underline{\Omega},\bar{\Omega}\}$ 常取为

$$\begin{aligned}&\underline{\Omega}=\mathrm{diag}\{\underline{\omega}_1^2,\underline{\omega}_2^2,\cdots,\underline{\omega}_{n_y}^2\}\\&\bar{\Omega}=\mathrm{diag}\{\bar{\omega}_1^2,\bar{\omega}_2^2,\cdots,\bar{\omega}_{n_y}^2\}\\&\Lambda=\mathrm{diag}\{\lambda_1^2,\lambda_2^2,\cdots,\lambda_{n_u}^2\}\\&Q_i(k)=\mathrm{diag}\{q_{i1}(k)^2,q_{i2}(k)^2,\cdots,q_{i,n_y}(k)^2\}\end{aligned}$$

其中

$$q_{ij}(k)=\begin{cases}q_j^1, & y_j^{ol}(k+i|k)\le\underline{y}_j''(k)\\ a_1y_j^{ol}(k+i|k)+b_1, & \underline{y}_j''(k)\le y_j^{ol}(k+i|k)\le\underline{z}_j\\ q_j^0, & \underline{z}_j\le y_j^{ol}(k+i|k)\le\bar{z}_j\\ a_2y_j^{ol}(k+i|k)+b_2, & \bar{z}_j\le y_j^{ol}(k+i|k)\le\bar{y}_j''(k)\\ q_j^2, & y_j^{ol}(k+i|k)\ge\bar{y}_j''(k)\end{cases}$$

$$a_1 = \frac{q_j^1 - q_j^0}{\underline{y}_j''(k) - \underline{z}_j},\ \ b_1 = \frac{\underline{y}_j''(k)q_j^0 - \underline{z}_j q_j^1}{\underline{y}_j''(k) - \underline{z}_j}$$
$$a_2 = \frac{q_j^2 - q_j^0}{\bar{y}_j''(k) - \bar{z}_j},\ \ b_2 = \frac{\bar{y}_j''(k)q_j^0 - \bar{z}_j q_j^2}{\bar{y}_j''(k) - \bar{z}_j}$$

$\{\underline{\omega}_1, \underline{\omega}_2, \cdots, \underline{\omega}_{n_y}\}$、$\{\bar{\omega}_1, \bar{\omega}_2, \cdots, \bar{\omega}_{n_y}\}$、$\{\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_{n_u}\}$ 和 $\{q_j^1, q_j^0, q_j^2\}$ 为控制器可调参数 (通常 $q_j^1 > q_j^0$ 且 $q_j^2 > q_j^0$), $\underline{z}_j$ 和 $\bar{z}_j$ 为转换区域的边界. 当 CV 预测值高于上界、低于下界以及在上下界之间时, 采用不同的加权以体现对 CV 偏离设定值程度的重视, 另外设置加权的转换区域以防止在 q_j^1 和 q_j^0 之间或者 q_j^0 和 q_j^2 来回切换形成振荡. 另外,

$$\bar{y}''(k) = \bar{y}'(k) + y_{ss}^{ol}(k)$$
$$\underline{y}''(k) = \underline{y}'(k) + y_{ss}^{ol}(k)$$

其中 $\{\bar{y}'(k), \underline{y}'(k)\}$ 来自 SSTC.

不同于对 $y_{ss}(k)$ 的跟踪, 对 $\delta u_{ss}(k)$ 的跟踪通过在动态控制优化问题中加入如下的约束来实现:

$$L\Delta\tilde{\boldsymbol{u}}_M(k|k) = \delta u_{ss}(k) \tag{63}$$

其中 $L = [I\ \ I\ \cdots\ I]$. 在动态控制中, 通常考虑如下一些不等式约束 (MV 变化速率约束、MV 幅值约束、CV 幅值约束、松弛变量约束):

$$|\Delta u(k+j|k)| \le \Delta\bar{u},\ \ 0 \le j \le M-1 \tag{64}$$

$$\underline{u} \le u(k-1) + \sum_{l=0}^{j} \Delta u(k+l|k) \le \bar{u},$$
$$0 \le j \le M-1 \tag{65}$$

$$\underline{y}''(k) \le y^{ol}(k+i|k) + S_i\Delta\tilde{\boldsymbol{u}}_M(k|k) \le \bar{y}''(k),$$
$$1 \le i \le P \tag{66}$$

$$\underline{y}''(k) - \underline{\varepsilon}_{dc}(k) \le y^{ol}(k+i|k) + S_i\Delta\tilde{\boldsymbol{u}}_M(k|k) \le$$
$$\bar{y}''(k) + \bar{\varepsilon}_{dc}(k),\ \ 1 \le i \le P \tag{67}$$

$$\underline{\varepsilon}_{dc}(k) \le \underline{y}''(k) - \underline{y}_{0,h},\ \ 1 \le i \le P \tag{68}$$

$$\bar{\varepsilon}_{dc}(k) \le \bar{y}_{0,h} - \bar{y}''(k),\ \ 1 \le i \le P \tag{69}$$

其中 S_i 为 S 的第 i 个块行.

总之, 在每个时刻 k, 首先求解优化问题

$$\min_{\Delta\tilde{\boldsymbol{u}}_M(k|k)} J(k)$$
$$\text{s.t. } (63) \sim (66) \tag{70}$$

如果式 (70) 不可行, 则进一步求解

$$\min_{\underline{\varepsilon}_{dc}(k), \bar{\varepsilon}_{dc}(k), \Delta\tilde{\boldsymbol{u}}_M(k|k)} J'(k)$$
$$\text{s.t. } (63) \sim (65), (67) \sim (69) \tag{71}$$

优化问题式 (70) ~ (71) 都可以采用标准 QP 求解. 在所得的解 $\Delta\tilde{\boldsymbol{u}}_M(k|k)$ 中, 仅有 $\Delta u(k|k)$ 是送入实际被控系统的.

4 仿真算例

4.1 重油分馏塔仿真算例

采用 Tai-Ji MPC 软件 (北京太极光控制软件有限公司产品) 提供的重油分馏塔模型, 其控制通道和干扰通道传递函数矩阵分别为

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

$$G_d(s) = \begin{bmatrix} \frac{1.20\mathrm{e}^{-27s}}{45s+1} & \frac{1.44\mathrm{e}^{-27s}}{40s+1} \\ \frac{1.52\mathrm{e}^{-15s}}{25s+1} & \frac{1.83\mathrm{e}^{-15s}}{20s+1} \\ \frac{1.14}{27s+1} & \frac{1.26}{32s+1} \end{bmatrix}$$

取采样周期为 4 min, 建模时域 $N = 100$, 采用 Matlab 得到有限阶跃响应模型 (1). $\underline{u}_i = -0.5$、$\bar{u}_i = 0.5$、$\Delta\bar{u}_i = \delta\bar{u}_{i,ss} = 0.1$; $\underline{y}_{j,0,h} = -0.7$、$\bar{y}_{j,0,h} = 0.7$、$\underline{y}_{j,0} = -0.5$、$\bar{y}_{j,0} = 0.5$, 其中 $y_{1,ss}, y_{2,ss}, u_{3,ss}$ 具有外部目标并且其 ET_{range} 均为 0.5. 可行性阶段的相关参数见表 2, 采用 LP. 经济优化中, u_2 为最小移动变量, $h = [1, 2, 2]$、$J_{\min} = -0.3$, 采用含最低优先级软约束的 QP. 在 $k = 18$ 时, 出现值为 $[0.1; 0.2]$ 的干扰; 在 $k = 38$ 以后, 干扰变为 $[-0.4; -0.3]$.

表 2 多优先级 SSTC 参数选取

Table 2 Parameters in multi-priority rank SSTC

优先级	类型	变量	理想值或上、下界	等关注偏差
1	II	$y_{2,ss}$	CV 下界	0.20
1	II	$y_{3,ss}$	CV 上界	0.20
1	II	$u_{3,ss}$	ET 上界	0.25
2	I	$y_{2,ss}$	−0.3	0.25
3	II	$u_{3,ss}$	ET 下界	0.25
3	II	$y_{1,ss}$	ET 下界	0.25
3	II	$y_{2,ss}$	ET 上界	0.25
4	II	$y_{1,ss}$	ET 上界	0.25
4	II	$y_{2,ss}$	CV 上界	0.20
4	II	$y_{3,ss}$	CV 下界	0.20
5	I	$u_{3,ss}$	0.2	0.25
5	I	$y_{1,ss}$	0.3	0.25
6	II	$y_{1,ss}$	CV 下界	0.20
6	II	$y_{1,ss}$	CV 上界	0.20
6	II	$y_{2,ss}$	ET 下界	0.25

选择 $P = 15$, $M = 8$, $\Lambda = \mathrm{diag}\{1,4,1\}$, $\bar{z} = [0.4, 0.3, 0.2]$, $\underline{z} = [-0.4, -0.3, -0.2]$, $q_1^1 = 2.0$, $q_1^0 = 0.5$, $q_1^2 = 2.0$; $q_2^1 = 1.0$, $q_2^0 = 0.8$, $q_2^2 = 1.0$; $q_3^1 = 2.5$, $q_3^0 = 1.0$, $q_3^2 = 4.0$, $\underline{\Omega} = I$, $\bar{\Omega} = I$. $u(-1) = 0$, $y(0) = 0$. 动态控制模块统一采用含软约束的做法, 效果见图 1. 结果表明 SSTC 层给出的 CV 和 MV 的稳态值可以被动态控制层完全跟踪上.

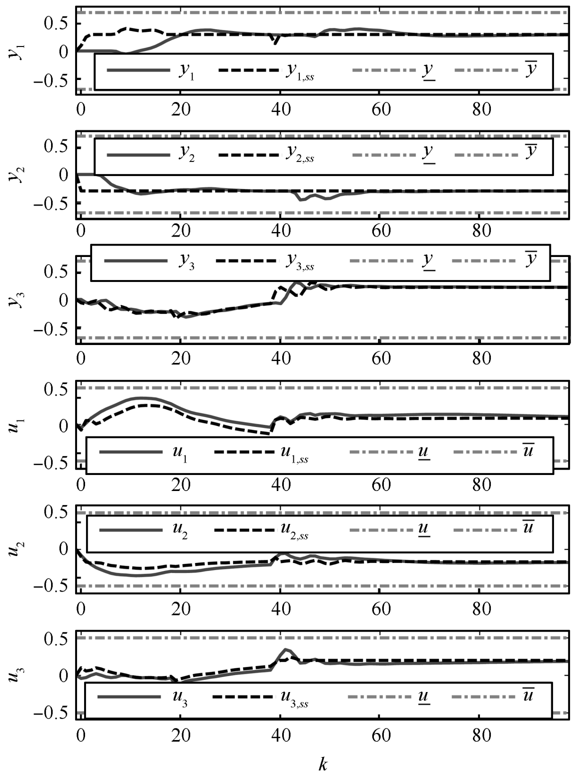

图 1 重油分馏塔控制结果

Fig. 1 The control results of the heavy oil fractionator

由 SSTC 的输出结果容易看到多优先级算法在保证高优先级目标优先实现方面的有效性. 经 SSTC 得到的最终稳态目标值与外部目标值一致. 对本例, 采用单优先级算法 (即表 2 中 6 个优先级的松弛量一起优化, 或者将所有松弛量和经济性能指标一起优化), 则不能使高优先级的软约束优先满足, 也不能使最终稳态目标值与外部目标值一致; 在每个采样时刻, 虽然可以通过重新调整每个松弛量的加权系数得到多优先级中期望的效果, 但是不能离线一次性给出达到这种要求的加权系数. 采用单优先级也可以达到无静差跟踪效果, 此处略.

4.2 纸机仿真算例

采用文献 [15] 中提供的纸机的模型, 其传递函数矩阵为 $G(s) = \begin{bmatrix} \frac{10\mathrm{e}^{-2s}}{1.5s+1} & \frac{0.8\mathrm{e}^{-s}}{1.6s+1} \\ \frac{0.8\mathrm{e}^{-2s}}{1.5s+1} & \frac{4\mathrm{e}^{-s}}{1.6s+1} \end{bmatrix}$.

取采样周期为 1 min, 建模时域 $N = 30$, 采用 Matlab 得到有限阶跃响应模型. $\underline{u}_i = 0$、$\bar{u}_i = 0.9$、$\Delta\bar{u}_i = \delta\bar{u}_{i,ss} = 0.1$; $\underline{y}_{1,0,h} = 0$、$\bar{y}_{1,0,h} = 5.0$、$\underline{y}_{2,0,h} = 0$、$\bar{y}_{2,0,h} = 4.0$、$\underline{y}_{1,0} = 1.0$、$\bar{y}_{1,0} = 4.0$、$\underline{y}_{2,0} = 1.0$、$\bar{y}_{2,0} = 3.0$, 其中 $y_{1,ss}$ 具有外部目标并且其 ET_{range} 均为 1.0. 可行性阶段的相关参数见表 3, 采用 LP. 经济优化中, u_2 为最小移动变量, $h = [1, 2]$、$J_{\min} = -0.1$, 采用含最低优先级软约束的 QP. 在 $k = 47$ 时, $y_{1,ss}$ 的外部目标由 1.5 变化为 1.0. 各个优先级的子优化问题在这里不再赘述.

表 3 多优先级 SSTC 参数选取 (纸机)

Table 3 The parameters in multi-priority rank SSTC (paper machine)

优先级	类型	变量	理想值或上、下界	等关注偏差
1	II	$y_{1,ss}$	CV 上界	1
1	II	$y_{1,ss}$	ET 下界	0.50
2	II	$y_{1,ss}$	ET 上界	0.5
2	II	$y_{2,ss}$	CV 上界	1
3	I	$y_{1,ss}$	1.5, 1.0	0.5
4	II	$y_{1,ss}$	CV 下界	1
4	II	$y_{2,ss}$	CV 下界	1

选择 $P = 15$, $M = 8$, $\Lambda = \mathrm{diag}\{9, 10\}$, $\bar{z} = [2, 1.5]$, $\underline{z} = [2.5, 2.5]$, $q_1^1 = 1.0$, $q_1^0 = 0.8$, $q_1^2 = 1.0$; $q_2^1 = 2.0$, $q_2^0 = 1.0$, $q_2^2 = 2.0$; $\underline{\Omega} = I$, $\bar{\Omega} = I$. $u(-1) = 0$, $y(0) = 0$. 动态控制结果见图 2. 结果表明 SSTC 层给出的 CV 和 MV 的稳态值可以被动态控制层完全跟踪上. 采用单优先级也可以达到这种无静差跟踪效果, 此处略.

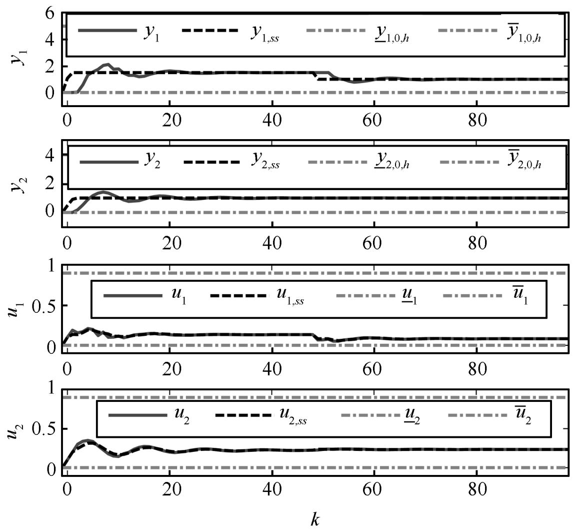

图 2 纸机控制结果

Fig. 2 The control results of the paper machine

4.3　氯乙烯分馏塔控制实例

在电石法制聚氯乙烯的生产过程中, 氯乙烯精馏是一个非常重要的环节. 氯乙烯精馏过程由低沸塔和高沸塔系统组成, 其主要工艺流程为: 以氯乙烯为主的物料先进低沸塔, 在低沸塔的塔顶回收沸点低于氯乙烯的乙炔等气体, 低沸塔的塔底出料进入高沸塔, 在高沸塔的塔顶得到纯度高的氯乙烯, 经过冷凝器冷凝后, 将成品氯乙烯存储在单体储槽中, 而在高沸塔的塔底除去沸点较高的杂质.

某厂的低、高沸塔一共有 6 个调节阀, 但在投运预测控制前只有低沸塔液位和高沸塔压力投 PID 自动控制, 而其他 4 个阀门为手动操作, 高沸物在塔底被不定期地手动排放、回收. 经过对分馏过程的预测试以及与操作人员沟通, 确定预测控制投运后, 低沸塔液位和高沸塔压力的 PID 回路被断开, 而其他 4 个阀门分别与低沸塔底、低沸塔顶、高沸塔底、高沸塔顶温度形成 4 个 PID 自动控制回路.

在进行控制系统的设计时, 总共考虑 6 个 MV、3 个 DV、9 个 CV. MV 为: 低沸塔底温度 PID 调节器设定值 (LBTSP)、低沸塔顶温度 PID 调节器设定值 (LTTSP)、高沸塔底温度 PID 调节器设定值 (HBTSP)、高沸塔顶温度 PID 调节器设定值 (HTTSP)、低沸塔底出料阀门 (LBFVOSP)、高沸塔成品冷凝器冷冻水阀门 (HTCVOSP); DV 为: 低沸塔进料温度 (LFT)、低沸塔进料流量 (LF)、高沸塔底高沸物手动排放 (HHC); CV 为: 低沸塔顶温度 (LTT)、低沸塔底温度 (LBT)、低沸塔底液位 (LBL)、低沸塔底出料 (高沸塔进料) 流量 (LBF)、高沸塔顶温度 (HTT)、高沸塔顶压力 (HTP)、高沸塔底温度 (HBT)、高沸塔成品温度 (HPT)、低沸塔底出料阀门开度 (LBFVO). 这里, 选择低沸塔底出料阀门同时为 MV 和 CV 方便了模型校验, 同时作为 MV 的开度指令信号与阀门的实际开度之间确实具有动态响应关系.

通过对系统的预测试, 选取稳态响应时间为 90 min, 采样时间取为 1 min. 正式测试阶段共采集到 10 080 组输入输出数据. 采用增量有限脉冲响应 (FIR) 辨识方法[16] 得到模型, 因为辨识部分不是本文的侧重点, 这里不再赘述. 在投运预测控制后, 实现了装置的多变量自动控制, 改变了原来以手动操作为主的状况, 优化了分馏塔的操作. 图 3 为投运预测控制前后各 4 个小时的主要变量的历史数据曲线.

投运先进控制后, 低沸塔底、低沸塔顶、高沸塔底、高沸塔顶温度的 4 个调节阀的开度 (LBVO、LTVO、HBVO、HTVO) 平均值减小, 节约了能源; 低沸塔底、低沸塔顶、高沸塔底、高沸塔顶温度的曲线比投运前更平滑、稳定; 低沸塔液位、高沸塔压力有长周期、大幅度波动, 这是因为预测控制中不固定它们的设定值、即允许其波动. 高沸物排放是现场操作人员按照经验和实际工况进行的, 现场算法进行了简化: 在每个控制周期, 如果有高沸物排放, 则总认为排放时间会持续一个固定时间, 如果超过这个固定时间后仍在排放, 则认为再过 1min 即不再排放.

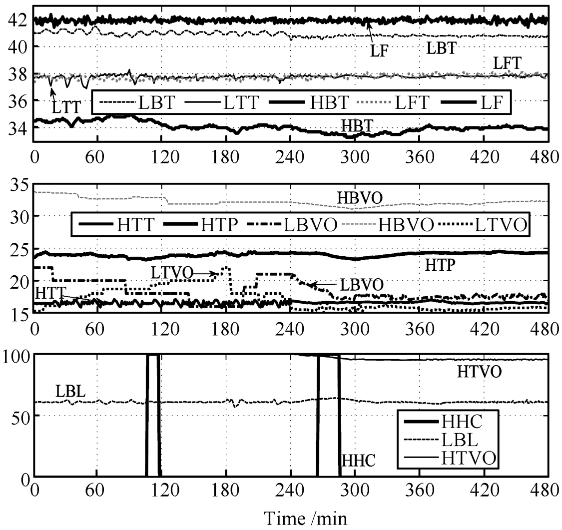

图 3　控制效果图

Fig. 3　The control results

5　结论

为了系统地研究双层 MPC 的稳定性、可行性等问题, 有必要首先给出双层 MPC 算法上的整体描述. 本文考虑工业应用和学术研究上的双重需求, 描述了一种双层 DMC 算法. 该算法分为开环预测、稳态目标计算和动态控制三个模块. 尽管在若干工业 MPC 软件中都已经采用了双层 MPC, 但是并未见到完整、准确描述的论著. 我们根据已有文献的思想线索, 整理得到一个双层 MPC 方案并软件化. 类似本文的算法研究已非前沿课题, 但是双层 MPC 的理论结果却远远没有成熟或完备. 本文所描述的分层递阶结构优化控制、含三个模块的双层 MPC、多优先级方法、两阶段稳态目标计算策略等可以作为理论研究的基础. 目前, 尚且缺乏建立在这种复杂、全面的基础上的理论结果.

References

1 席裕庚, 李德伟, 林姝. 模型预测控制 — 现状与挑战. 自动化学报, 2013, **39**(3): 222−236
(Xi Yu-Geng, Li De-Wei, Lin Shu. Model predictive control — status and challenges. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(3): 222−236)

2 Darby M L, Nikolaou M. MPC: current practice and challenges. *Control Engineering Practice*, 2012, **20**(4): 328−342

3 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

4 邹涛, 李海强. 具有积分环节多变量系统的双层结构预测控制. 浙江大学学报 (工学版), 2011, **45**(12): 2079−2087
(Zou Tao, Li Hai-Qiang. Two-layer predictive control of multi-variable system with integrating element. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2011, **45**(12): 2079−2087)

5 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.
(Zou Tao, Ding Bao-Cang, Zhang Duan. *MPC: An Introduction to Industrial Applications*. Beijing: Chemical Industry Press, 2010.)

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

7 席裕庚, 谷寒雨. 有约束多目标多自由度优化的可行性分析及软约束调整. 自动化学报, 1998, **24**(6): 727−732
(Xi Yu-Geng, Gu Han-Yu. Feasibility analysis and soft constraints adjustment of CMMO. *Acta Automatica Sinica*, 1998, **24**(6): 727−732)

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

9 Rao C V, Rawlings J B. Steady states and constraints in model predictive control. *AIChE Journal*, 1999, **45**(6): 1266−1278

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 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

12 席裕庚. 复杂工业过程的满意控制. 信息与控制, 1995, **24**(1): 14−20
(Xi Yu-Geng. Satisfactory control of complex industrial process. *Information and Control*, 1995, **24**(1): 14−20)

13 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
(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)

14 李世卿, 丁宝苍, 孙耀. 双层结构预测控制中基于操作变量增量的多优先级稳态目标计算. 控制理论与应用, 2015, **32**(2): 239−245
(Li Shi-Qing, Ding Bao-Cang, Sun Yao. Multi-priority rank steady-state target calculation in double-layered model predictive control by optimizing increments of manipulated variables. *Control Theory & Applications*, 2015, **32**(2): 239−245)

15 曹永岩, 毛维杰, 孙优贤, 冯旭. 现代控制理论的工程应用. 杭州: 浙江大学出版社, 2000.
(Cao Yong-Yan, Mao Wei-Jie, Sun You-Xian, Feng Xu. *Engineering Application of Modern Control Theory*. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2000.)

16 Dayal D S, MacGregor J F. Identification of finite impulse response models: methods and robustness issues. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 1996, **35**(11): 4078−4090

李世卿 西安交通大学硕士研究生. 主要研究方向为预测控制.
E-mail: lsqjhy@126.com
(**LI Shi-Qing** Master student at Xi′an Jiaotong University. His research interest covers model predictive control.)

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. 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. 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 predictive control, fuzzy control and their applications in process industry. Corresponding author of this paper.)