

离线优化在线查表的双层结构预测控制

郑洪宇^{1,2}, 潘昊^{1,3}, 邹涛^{1†}, 胡静涛¹, 于海斌¹

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所 信息服务与智能控制研究室, 辽宁 沈阳 110016;

2. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 3. 沈阳中科博微科技股份有限公司, 辽宁 沈阳 110179)

摘要: 双层结构预测控制包括稳态优化和动态控制, 计算复杂度较大, 难以在实时性要求较高或者是主控制器计算能力较弱的场合应用. 本文阐述了一种离线计算在线查表的稳态优化方法和详细的技术实施方案. 首先采用枚举方式离线计算稳态优化值, 然后通过在线查表得到实时优化值. 当在线查表不可行时, 通过查找距离该查表点最近的多个可查表点, 以距离作为加权系数, 近似计算最优稳态目标值. 最后, 通过性能分析和仿真实验证明了本文提出的该方法有效的降低了计算复杂度, 减少了计算时间.

关键词: 离线优化; 模型预测控制; 双层结构; 稳态优化; 计算复杂度

中图分类号: TP273 文献标识码: A

Off-line optimization and online table lookup for double-layer structure predictive control

ZHENG Hong-yu^{1,2}, PAN Hao^{1,3}, ZOU Tao^{1†}, HU Jing-tao¹, YU Hai-bin¹

(1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang Liaoning 110016, China;

2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China;

3. Shenyang Microcyber Automation Technology Co., Ltd., Shenyang Liaoning 110179, China)

Abstract: Double-layer structure model prediction control, composed of steady-state target calculation and dynamic optimization, is restricted in the field of high real-time control and poor computational controller. A new method of steady-state target calculation, called off-line optimization and online table lookup, is proposed. Also the calculation method is given in detail. First, the steady-state optimization database is estimated through enumeration and off-line optimization. Then the steady-state optimization is addressed based on online lookup table. For the case that online table lookup is not feasible, the steady-state optimization is calculated approximately by seeking the multiple points which are nearest to the lookup table point in the lookup table, and selecting the distances as the weighting coefficient. Finally, The capabilities of the method in this paper are investigated through computational complexity analysis and computer simulation.

Key words: off-line optimal; model predictive control; double-layer structure; steady-state optimization; computational complexity

1 引言(Introduction)

模型预测控制(model predictive control, MPC)是一种利用过程模型预测未来时刻过程响应的控制算法总称. 代表性的算法有Richalet等提出的基于脉冲响应的模型算法控制(model algorithmic control, MAC)^[1], Cutler等提出的基于阶跃响应的动态矩阵控制(dynamic matrix control, DMC)^[2], Clarke提出的基

于受控自回滑动平均(controlled autoregressive integrating moving average, CARMA)模型的广义预测控制(generalized predictive control, GPC)^[3]. 随着被控对象的复杂性增强, 一些新方法也被引入到模型预测控制中^[4-5].

由于能够很好地处理多变量、约束、纯滞后等问题, MPC在石油、化工等过程工业受到格外重视, 并

收稿日期: 2015-11-12; 录用日期: 2016-03-15.

†通信作者. E-mail: zoutao@sia.cn; Tel.: +86 24-23970338.

本文责任编辑: 席裕庚.

国家高技术研究发展计划(“863”计划)(2014AA041802), 国家自然科学基金(61374112), 工信部智能制造综合标准化试验验证项目(智能制造系统能效评估方法标准研制及试验验证系统建设), 中国科学院网络化控制系统重点实验室基金(WLHKZ2014010)资助.

Supported by National High Technology Research and Development Program (‘863’ Program) of China (2014AA041802), National Nature Science Foundation of China (61374112), Comprehensive Standardized Test Validation Program of Ministry of Industry and Information (Energy Efficiency Evaluation Standards Development and Experimental Verification System Construction of Intelligent Manufacturing System) and Key Laboratory Program of Networked Control System of the Chinese Academy of Sciences (WLHKZ2014010).

得到了广泛地应用^[6]. 目前工业应用中, 广泛采用一种双层结构的预测控制^[7-8], 其结构如图1所示: 上层为稳态优化层, 接收来自局部优化器的优化值; 下层为动态控制层, 接收来自上层的稳态目标计算结果, 并作为其目标设定值. 文献[9]总结了双层预测控制的算法, 并与区间预测控制进行了性能比较. 文献[10]统一处理稳态优化中外目标 and 被控变量的等式和不等式约束, 并证明了算法的有效性. 文献[11]将非方系统的输出静差和输入稳态值不确定问题, 归结为非齐次线性方程组的相容性和唯一性问题, 并给出双层结构控制策略. 文献[12]针对不稳定对象进行了稳态分析, 并提出基于“点”模型的积分过程稳态优化方法.

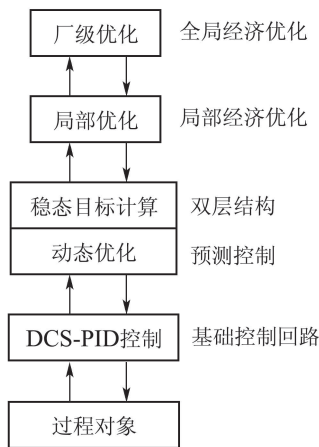


图1 双层结构预测控制结构图

Fig. 1 The structure of hierarchical control function with double-layered predictive control

双层结构预测控制算法一直面临的挑战是实施过程中计算量过大的问题, 因此降低算法在线实施的计算复杂度是双层结构预测控制需要解决的首要问题. 文献[13]将工业大系统划分为多个子系统, 采取集中优化与分散控制的双层结构控制策略, 保证全局最优性的同时降低计算量. 文献[14]针对双层结构预测控制进行计算复杂度分析, 提出DMC的计算复杂度为控制输入变量数和控制时域乘积的3次方. Ling等提出了多周期的预测控制算法^[15], 有效的减少了控制算法的复杂度, 并成功应用在半导体加工的多层热处理过程^[16]. 双层结构预测控制算法中稳态目标的求解过程要求在有限的采样时间间隔内反复在线计算, 计算复杂度大, 严重制约了其在高实时性领域的应用. 目前尚无针对稳态优化层的计算复杂度进行全面分析和优化.

本文采用离线优化/在线查表的形式, 降低在线计算负担, 提高在线计算性能, 解决双层结构预测控制实时性差的问题. 基于双层基于预测控制, 首先阐述了目标跟踪稳态优化和经济自优化稳态优化的数学描述和实施过程; 然后, 在此基础上提出了一种离线

优化/在线查表的稳态优化方法, 并给出具体的实施步骤; 通过稳态优化算法复杂度分析, 说明了该方法计算复杂度低; 最后仿真验证了该方法的有效性.

2 双层结构预测控制(Double-layered predictive control)

由于不确定的过程扰动和操作人员的人为干预, 最优目标可能在任何时刻发生改变, 稳态优化不仅能够合理的优化来自分层结构实时优化RTO(real time optimization)的给定值, 而且可以在非分层结构系统中通过经济自优化实现经济目标优化. 在现有的MPC产品中, 几乎都包含稳态输入目标、稳态输出目标的目标计算(steady-state target calculation, SSTC)过程^[6].

2.1 稳态优化(Steady-state optimization)

稳态优化在已知过程的稳态数学模型条件下, 考虑过程的输入输出约束, 求解最优目标函数. 根据目标函数的定义不同, 通常将稳态优化分为目标跟踪问题或经济自优化问题, 如图2所示, 最终形成LP(linear program)或QP(quadratic program)问题^[17].

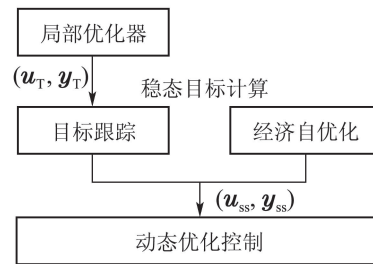


图2 稳态优化的两种模式: 目标跟踪和经济自优化

Fig. 2 Two mode of SSTC: target tracking and self-optimization of economic

2.1.1 目标跟踪(Target tracking)

在分层递阶优化控制结构中, 由于实时优化RTO的优化模型、运行周期一般与MPC有较大的差异, 通常其优化值 $(\mathbf{u}_{TT}, \mathbf{y}_{TT})$ 不能作为设定值直接应用于下层的控制器, 目标跟踪结合当前系统的实际情况和线性稳态数学模型重新计算可行的设定值, 很好地解决了上述问题, 在实际过程中得到广泛地应用. 其数学描述如下:

$$\begin{aligned} \min_{\Delta \mathbf{U}_{\infty}} J &= \|\mathbf{y}_{ss}(k+1) - \mathbf{y}_{TT}\|_{\mathbf{Q}_{ss}}^2 + \|\mathbf{u}_{ss}(k+1) - \mathbf{u}_{TT}\|_{\mathbf{R}_{ss}}^2, \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} \Delta \mathbf{y}_{ss}(k) = \mathbf{G}_u \Delta \mathbf{u}_{ss}(k) + \mathbf{G}_f \Delta \mathbf{f}_{ss}(k) + \mathbf{e}(k), \\ \mathbf{u}_{LL} \leq \mathbf{u}_{ss}(k) + \Delta \mathbf{u}_{ss}(k) \leq \mathbf{u}_{HL}, \\ \mathbf{y}_{LL} \leq \mathbf{y}_{ss}(k) + \Delta \mathbf{y}_{ss}(k) \leq \mathbf{y}_{HL}, \end{cases} \end{aligned} \quad (1a)$$

(1b)

其中: $\mathbf{u} \in \mathbf{U} \in \mathbb{R}^m$, $\mathbf{y} \in \mathbf{Y} \in \mathbb{R}^n$ 分别代表被控过程的控制输入和被控输出. 式(1a)为目标跟踪的目标函数, \mathbf{y}_{TT} , \mathbf{u}_{TT} 和 \mathbf{y}_{ss} , \mathbf{u}_{ss} 分别为RTO的优化值和目标

跟踪的稳态优化值, ss表示稳态(steady-state), TT表示目标跟踪(target tracking). 约束条件式(1b)中 \mathbf{Q}_{ss} 和 \mathbf{R}_{ss} 为权重系数; $\Delta \mathbf{y}_{ss}(k) = \mathbf{y}_{ss}(k+1) - \mathbf{y}_{ss}(k)$ 和 $\Delta \mathbf{u}_{ss}(k) = \mathbf{u}_{ss}(k+1) - \mathbf{u}_{ss}(k)$ 分别为 k 时刻的稳态输出增量和稳态输入增量; 由于扰动无法预测, 因此扰动增量 $\Delta \mathbf{f}_{ss}(k) = \mathbf{f}_{ss}(k) - \mathbf{f}_{ss}(k-1)$; $\mathbf{G}_u, \mathbf{G}_f$ 为输入-输出和干扰-输出的稳态增益矩阵; $\mathbf{e}(k) = \mathbf{y}(k) - \tilde{\mathbf{y}}(k|k-1)$ 为稳态误差修正量, 其中 $\tilde{\mathbf{y}}(k|k-1)$ 为MPC的输出预测值. $\mathbf{u}_{LL}, \mathbf{u}_{HL}$ 和 $\mathbf{y}_{LL}, \mathbf{y}_{HL}$ 分别为输入变量的上下限约束和输出变量的上下限约束.

由式1看出, 这是一个典型的QP问题, 可采用标准的QP算法进行求解. 其稳态优化的实施过程如下:

- 1) 离线准备工作.
 - a) 过程稳态模型辨识, 通过MPC动态模型求得;
 - b) 选择权重系数 \mathbf{Q}_{ss} 和 \mathbf{R}_{ss} ;
 - c) 根据工艺, 选择输入和输出变量的上下限约束及约束优先级.
- 2) 在线计算.
 - a) 采集当前的控制输入 $\mathbf{u}(k)$ 、被控输出 $\mathbf{y}(k)$, 以及动态控制层的输出预测值 $\tilde{\mathbf{y}}(k|k-1)$;
 - b) 计算 $\mathbf{e}(k)$;
 - c) 通过可行性判定, 确认式(1)是否可行. 可行则转至e), 不可行转至d);
 - d) 通过优先级升序或降序策略进行软约束调整^[17,18], 若调整后获得可行空间, 转至e). 若调整后不可行, 则将稳态不可行状态位置为“1”, 当连续多个时刻不可行, 则MPC优化模式自动关闭, 切换为PID控制模式;
 - e) 采用标准的具有约束的QP求解算法(例如积极集法、原对偶法等), 求解式(1), 可以得到 $\mathbf{y}_{ss}(k+1)$ 和 $\mathbf{u}_{ss}(k+1)$;
 - f) 返回a).

2.1.2 经济自优化(Self-optimization of economic)

经济自优化的稳态优化适用于非分层递阶优化控制结构, 通过过程输入和输出变量的代价系数, 在稳态工作点附近进行自动寻优, 找到最佳的工艺设定值^[7-9,19], 并作为下层动态优化控制的设定值, 其数学描述如下:

$$\min_{\Delta \mathbf{U}_{\infty}} J = \boldsymbol{\alpha}^T \Delta \mathbf{u}_{ss}(k) + \boldsymbol{\beta}^T \Delta \mathbf{y}_{ss}(k), \quad (2a)$$

其中: $\boldsymbol{\alpha}^T = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m]$ 和 $\boldsymbol{\beta}^T = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n]$ 分别表示控制输入稳态变量和被控输出稳态变量的代价系数, 即生产过程的成本和效益系数, 因此目标函数(2a)直接反应了生产过程的效益. 因 $\Delta \mathbf{u}_{ss}(k)$ 和 $\Delta \mathbf{y}_{ss}(k)$ 之间是线性关系, 故式(2a)可描述为

$$\min_{\Delta \mathbf{U}_{\infty}} J = \mathbf{C}^T \Delta \mathbf{u}_{ss}(k), \quad (2b)$$

其中 $\mathbf{C}^T = [c_1, c_2, \dots, c_m]$ 为由成本系数 α 和效益系数 β 的线性组合构成的代价系数向量. 经济自优化的约束条件和目标跟踪的约束条件(1b)相同, 在此不再重复介绍.

相对目标跟踪的稳态优化, 自优化的稳态优化为在线求解LP问题, 其求解过程与目标跟踪问题相同.

2.2 动态控制(Dynamic optimization)

动态控制层中, MPC控制器通过动态目标计算输出最优的控制序列, 实现在不违背约束条件的基础上使过程达到上层的稳态优化值. 标称情况下, 采用的动态目标函数如下:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{u}^M} J = & \sum_{j=1}^P \{ \|\mathbf{y}(k+j|k) - \mathbf{y}_{ss}(k+1)\|_{\mathbf{Q}_j} + \\ & \|\boldsymbol{\varepsilon}_j\|_T \} + \sum_{j=0}^{M-1} \{ \|\mathbf{u}(k+j|k) - \\ & \mathbf{u}_{ss}(k+1)\|_{\mathbf{R}_j} + \|\Delta \mathbf{u}(k+j|k)\|_{\mathbf{S}_j} \}, \end{aligned} \quad (3a)$$

s.t.

$$\mathbf{y}(k+j|k) = g(\mathbf{u}, \mathbf{f}, \mathbf{e}), \quad \forall j = 1, \dots, P, \quad (3b)$$

$$\begin{cases} \mathbf{y}_{LL} - \boldsymbol{\varepsilon}_j \leq \mathbf{y}(k+j|k) \leq \mathbf{y}_{HL} + \boldsymbol{\varepsilon}_j, \quad \forall j = 1, \dots, P, \\ \mathbf{u}_{LL} \leq \mathbf{u}(k+j|k) \leq \mathbf{u}_{HL}, \quad \forall j = 1, \dots, M-1, \\ \Delta \mathbf{u}_{LL} \leq \Delta \mathbf{u}(k+j|k) \leq \Delta \mathbf{u}_{HL}, \quad \forall j = 1, \dots, M-1, \\ \boldsymbol{\varepsilon}_j \geq 0, \quad \forall j = 1, \dots, P. \end{cases} \quad (3c)$$

式(3a)的目标函数包含了4个惩罚项: 输出预测值 $\mathbf{y}(k+j|k)$ 偏离稳态优化值 $\mathbf{y}_{ss}(k+1)$ 的惩罚; 松弛变量 $\boldsymbol{\varepsilon}_j$ 的惩罚; 控制输入预测值 $\mathbf{u}(k+j|k)$ 偏离稳态优化值 $\mathbf{u}_{ss}(k+1)$ 的惩罚; 控制输入增量 $\Delta \mathbf{u}(k+j|k)$ 的惩罚. $\mathbf{Q}, \mathbf{T}, \mathbf{R}, \mathbf{S}$ 为对应的权重系数矩阵, P, M 为预测时域和控制时域, $\mathbf{y}(k+j|k)$ 为 k 时刻预测 $k+j$ 时刻的输出, 以此类推: $\mathbf{u}_{ss}(k+j|k), \mathbf{y}_{ss}(k+j|k)$ 为上层稳态优化值 $\mathbf{u}_{ss}(k+1), \mathbf{y}_{ss}(k+1)$ 的序列化, 实现当前时刻输入输出值到稳态优化的输入输出值间的平滑过渡; 式(3b)为模型约束, 式(3c)为不等式约束.

在每一个采样 k 时刻, MPC根据当前时刻的测量值、稳态目标值和误差校正值, 求解式(3)得

$$\mathbf{u}^M = [\mathbf{u}^T(k|k), \mathbf{u}^T(k+1|k), \dots, \mathbf{u}^T(k+M-1|k)]^T,$$

并将第1个输入值 $\mathbf{u}^T(k|k)$ 作为实际信号施加到对象. 在下一时刻, 根据新的测量值、稳态目标值和误差校正值计算新的最优输入序列, 通过反复在线的动态控制, 实现对上层的目标跟踪或经济自优化. 由于采用离线计算/在线查表的稳态优化过程中已经考虑了系统的约束条件, 因此在本文的双层结构预测控制结构中, 动态控制可采取无约束的MPC算法.

3 基于离线计算的稳态优化(Off-line steady-state optimization)

实际应用中,为克服扰动对稳态优化的影响,稳态优化和动态控制采用相同的采样周期^[20].即:在每一个采样周期,稳态优化需反复在线进行可行性分析、软约束调整、QP/LP求解,其计算量大、计算时间长,限制了其在高实时性领域和大系统的应用.

本文通过离线优化/在线查表的方法降低在线优化计算时间,有效克服实时性差的问题.

3.1 离线优化(Off-line optimization)

根据式(1)和式(2)的稳态优化描述,已知 k 时刻的稳态输入 $u_{ss}(k)$ 、稳态输出 $y_{ss}(k)$ 、扰动输入增量 $\Delta f_{ss}(k)$ 、稳态误差修正量 $e(k)$,通过求解QP或LP问题,可得到稳态输入增量 $\Delta u_{ss}(k)$ 和稳态输出增量 $\Delta y_{ss}(k)$,进而得到 $k+1$ 时刻的稳态输入 $u_{ss}(k+1)$ 和稳态输出 $y_{ss}(k+1)$,并将此作为动态控制层MPC的设定值.

若能够预知 $u_{ss}(k)$ 、 $y_{ss}(k)$ 、 $\Delta f_{ss}(k)$ 、 $e(k)$,则可离线计算 $u_{ss}(k+1)$ 和 $y_{ss}(k+1)$,将在线优化计算转为离线优化计算,减少在线的计算量.实际应用中,不

可能预知 $u_{ss}(k)$ 、 $y_{ss}(k)$ 、 $\Delta f_{ss}(k)$ 和 $e(k)$,但可通过枚举方式列举出来,进而离线计算 $u_{ss}(k+1)$ 和 $y_{ss}(k+1)$.该方法适用于单变量和多变量系统,本文以单输入单输出系统为例阐述该方法.

在综合考虑离线计算量、精度的基础上,根据 $u_{ss}(k)$ 、 $y_{ss}(k)$ 、 $\Delta f_{ss}(k)$ 和 $e(k)$ 的取值范围,对各变量分段,其中 $u_{ss}(k)$ 和 $y_{ss}(k)$ 的范围由工艺工程师确定, $\Delta f_{ss}(k)$ 和 $e(k)$ 的范围可根据历史数据确定.假设分别为 m 、 n 、 p 、 q 段,则对应的取值点可见表1.

根据式(1)或式(2),对表1中不同的取值点 $(u_i, y_j, \Delta f_k, e_l)$ 进行离线优化计算,得到稳态输入和稳态输出,分别记为 $u_{i,j,k,l}$ 和 $y_{i,j,k,l}$.其中: $i=0,1,\dots,m$; $j=0,1,\dots,n$; $k=0,1,\dots,p$; $l=0,1,\dots,q$.由此可构造关于 $u_{ss}(k)$ 、 $y_{ss}(k)$ 、 $\Delta f_{ss}(k)$ 、 $e(k)$ 、 $u_{ss}(k+1)$ 、 $y_{ss}(k+1)$ 的6维表,如表2.

注1 在式(1)和式(2)中,由于等式约束 $\Delta y_{ss}(k) = G_u \Delta u_{ss}(k) + G_f \Delta f_{ss}(k) + e(k)$ 中 G_f 已知, $\Delta f_{ss}(k)$ 和 $e(k)$ 的取值范围确定后, $G_f \Delta f_{ss}(k) + e(k)$ 的取值范围即可确定,因此,构建 $u_{ss}(k)$ 、 $y_{ss}(k)$ 、 $G_f \Delta f_{ss}(k) + e(k)$ 、 $u_{ss}(k+1)$ 、 $y_{ss}(k+1)$ 的5维表即可.

表1 变量 $u_{ss}(k)$ 、 $y_{ss}(k)$ 、 $\Delta f_{ss}(k)$ 、 $e(k)$ 的取值点
Table 1 Data points of $u_{ss}(k)$ 、 $y_{ss}(k)$ 、 $\Delta f_{ss}(k)$ 、 $e(k)$

变量	上限	下限	段数	取值点
$u_{ss}(k)$	u_{LL}	u_{HH}	m	$u_i = u_{LL} + i \times (u_{HH} - u_{LL})/m$ ($i=0,1,\dots,m$)
$y_{ss}(k)$	y_{LL}	y_{HH}	n	$y_i = y_{LL} + i \times (y_{HH} - y_{LL})/n$ ($i=0,1,\dots,n$)
$\Delta f_{ss}(k)$	Δf_{LL}	Δf_{HH}	p	$\Delta f_i = \Delta f_{LL} + i \times (\Delta f_{HH} - \Delta f_{LL})/p$ ($i=0,1,\dots,p$)
$e(k)$	e_{LL}	e_{HH}	q	$e_i = e_{LL} + i \times (e_{HH} - e_{LL})/q$ ($i=0,1,\dots,q$)

表2 由变量 $u_{ss}(k)$ 、 $y_{ss}(k)$ 、 $\Delta f_{ss}(k)$ 、 $e(k)$ 、 $u_{ss}(k+1)$ 、 $y_{ss}(k+1)$ 构建6维表
Table 2 Six-dimensional table of $u_{ss}(k)$ 、 $y_{ss}(k)$ 、 $\Delta f_{ss}(k)$ 、 $e(k)$ 、 $u_{ss}(k+1)$ 、 $y_{ss}(k+1)$

$u_{ss}(k)$	$y_{ss}(k)$	$\Delta f_{ss}(k)$	$e(k)$	$u_{ss}(k+1)$	$y_{ss}(k+1)$
(u_i)	(y_j)	(Δf_k)	(e_l)	$(u_{i,j,k,l})$	$(y_{i,j,k,l})$
u_0	y_0	Δf_0	e_0	$u_{0,0,0,0}$	$y_{0,0,0,0}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
u_0	y_0	Δf_0	e_q	$u_{0,0,0,q}$	$y_{0,0,0,q}$
u_0	y_0	Δf_1	e_0	$u_{0,0,1,0}$	$y_{0,0,1,0}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
u_0	y_0	Δf_p	e_q	$u_{0,0,p,q}$	$y_{0,0,p,q}$
u_0	y_1	Δf_0	e_0	$u_{0,1,0,0}$	$y_{0,1,0,0}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
u_0	y_n	Δf_p	e_q	$u_{0,n,p,q}$	$y_{0,n,p,q}$
u_1	y_0	Δf_0	e_0	$u_{1,0,0,0}$	$y_{1,0,0,0}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
u_m	y_n	Δf_p	e_q	$u_{m,n,p,q}$	$y_{m,n,p,q}$

3.2 在线查表(Online table lookup)

在 k 时刻, 已知 $u_{ss}(k), y_{ss}(k), \Delta f_{ss}(k), e(k)$, 通过查表2, 即可得到 $u_{ss}(k+1)$ 和 $y_{ss}(k+1)$. 因为表中 $u_{ss}(k), y_{ss}(k), \Delta f_{ss}(k), e(k)$ 为离散值, 不能确保任何 k 时刻, 在表2中均被查找到. 为此, 本文采取加权方法解决此问题, 即: 将 $u_{ss}(k), y_{ss}(k), \Delta f_{ss}(k), e(k)$ 作为4维空间的一个点, 定义为

$$P = (u_{ss}(k), y_{ss}(k), \Delta f_{ss}(k), e(k)).$$

查找距离该点 P 最近的 N 个可查表点 $P_i = (u_{ai}, y_{bi}, \Delta f_{ci}, e_{di}), i = 1, \dots, N$, 其与点 P 距离记为 L_i , 点 P_i 对应的稳态值记为 $(u_{ai, bi, ci, di}, y_{ai, bi, ci, di})$. 然后通过加权方法计算点 P 对应的稳态优化值

$$u_{ss}(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ai, bi, ci, di} \times L_{N-i+1}}{\sum_{i=1}^N L_i},$$

$$y_{ss}(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^N y_{ai, bi, ci, di} \times L_{N-i+1}}{\sum_{i=1}^N L_i}.$$

在线查表流程如图3.

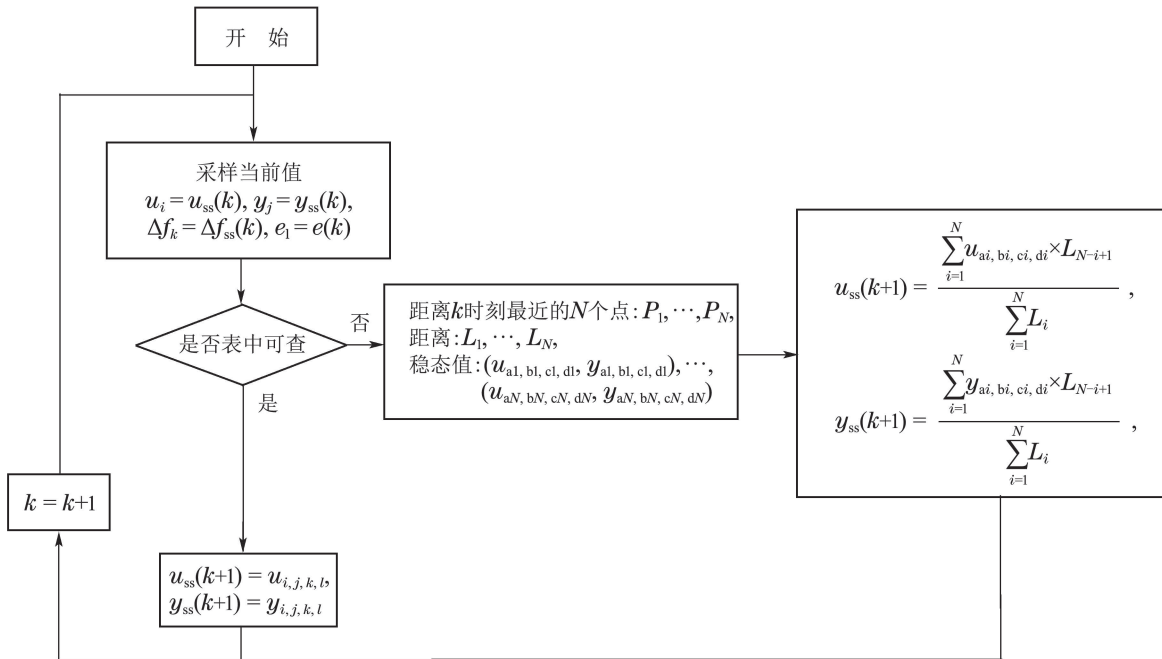


图 3 基于离线计算/在线查表方法的稳态优化流程图

Fig. 3 Flow chart of SSTC based on off-line optimization

4 性能分析(Performance analysis)

本文以目标跟踪算法为例, 通过计算复杂度分析, 说明离线优化/在线查表方法的有效性.

4.1 稳态优化的标准QP问题描述(Standard QP expression of steady-state optimization)

式(1)为非标准QP问题, 首先对式(1)问题适当变换, 由式(1)的目标函数、等式约束条件可得

$$\min_{\Delta U_{\infty}} J = \Delta u_{ss}^T(k) (G_u^T Q G_u + R) \Delta u_{ss}(k) + 2\Delta u_{ss}^T(k) (G_u^T Q M_1 + R M_2) + M_1^T Q M_1 + M_2^T R M_2, \quad (4a)$$

其中: $M_1 = y_{ss}(k) + G_f \Delta f_{ss}(k) + e(k) - y_{TT}$, $M_2 = u_{ss}(k) - u_{TT}$. 由于式(4a)中的自变量为 $\Delta u_{ss}(k)$, 因此式(4a)等价于

$$\min_{\Delta U_{\infty}} J = \Delta u_{ss}^T(k) (G_u^T Q G_u + R) \Delta u_{ss}(k) + 2\Delta u_{ss}^T(k) (G_u^T Q M_1 + R M_2), \quad (4b)$$

其中 $G_u^T Q G_u + R$ 为对称正定矩阵. 接着将约束条件式(1b)也转化为标准型:

$$\Delta u_{ss}(k) \leq u_{HL} - u_{ss}(k),$$

$$-\Delta u_{ss}(k) \leq u_{ss}(k) - u_{LL},$$

$$\Delta u_{ss}(k) \leq \Delta u_{HL}, \quad -\Delta u_{ss}(k) \leq \Delta u_{LL},$$

$$G_u \Delta u_{ss}(k) \leq y_{HL} - y_{ss}(k) - G_f \Delta f_{ss}(k) - e(k),$$

$$-G_u \Delta u_{ss}(k) \leq y_{ss}(k) + G_f \Delta f_{ss}(k) + e(k) - y_{LL}. \quad (4c)$$

因此, 式(1)可以进一步简化为如下的标准形式:

$$\min_{\Delta U_{\infty}} J = \frac{1}{2} x^T G x + x^T g, \quad (5)$$

$$\text{s.t. } Cx \leq \bar{c},$$

其中:

$$x = \Delta u_{ss}(k), \quad G = 2G_u^T Q G_u + R,$$

$$g = G_u^T Q M_1 + R M_2,$$

$$C = [I, -I, I, -I, G_u, -G_u]^T,$$

$$\bar{c} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{HL} - \mathbf{u}_{ss}(k) \\ \mathbf{u}_{ss}(k) - \mathbf{u}_{LL} \\ \Delta \mathbf{u}_{HL} \\ \Delta \mathbf{u}_{LL} \\ \mathbf{y}_{HL} - \mathbf{y}_{ss}(k) - \mathbf{G}_f \Delta \mathbf{f}_{ss}(k) - \mathbf{e}(k) \\ \mathbf{y}_{ss}(k) + \mathbf{G}_f \Delta \mathbf{f}_{ss}(k) + \mathbf{e}(k) - \mathbf{y}_{LL} \end{bmatrix}.$$

4.2 复杂度分析(Complexity analysis)

式(5)为标准的QP形式,其中 \mathbf{G} 为Hessian矩阵,目标函数为凸函数,约束条件 $\mathbf{C}x \leq \bar{c}$ 是一组线性约束条件,线性约束条件构成一超多面体.在优化计算中,首先进行可行性判定^[17,22],当不可行时,可通过软约束调整(罚函数法),构建可行域.当优化可行时,可行域为凸域,这样式(5)可归结为凸二次规划求解问题.

通过引入KKT条件,将求解凸二次规划求解问题转化为KKT线性方程组的求解问题^[20-21],目前较成熟的QP求解算法有内点法、积极集法等.本文以积极集法为例,式(5)优化问题的全局最优解:

$$\begin{aligned} \lambda_{\Lambda} &= -(\lambda_{\Lambda} \mathbf{G}^{-1} \mathbf{C}_{\Lambda}^T)^{-1} (\bar{c} + \mathbf{C}_{\Lambda} \mathbf{G}^{-1} \mathbf{g}), \\ \mathbf{x} &= -\mathbf{G}^{-1} (\mathbf{g} + \mathbf{C}_{\Lambda}^T \lambda_{\Lambda}), \end{aligned}$$

其中: Λ 表示积极约束集, λ 为拉格朗日乘子, \mathbf{x} 求解不可避免求取 \mathbf{G}^{-1} ,对于求解矩阵的逆,可采用高斯消元法^[23],其乘法计算次数 T_{multi} 和加法计算次数 T_{add} 分别为

$$T_{\text{multi}} = \frac{m^3}{3} + m^2 - \frac{m}{3}, \quad T_{\text{add}} = \frac{m^3}{3} + \frac{m^2}{2} - \frac{5m}{6},$$

式中: m 为矩阵的维数(输入变量的个数),则算法的时间复杂度为记为 $O(m^3)$.

在求解稳态目标前,需进行可行性判断和软约束调整,本文采用升序策略的优先级调整方法^[17],其同样可以归结为标准QP问题,其乘法计算次数 T_{multi} 和加法计算次数 T_{add} 分别为

$$\begin{aligned} T_{\text{multi}} &= \frac{1}{3} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^i n_j^3 + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^i n_j^2 - \frac{1}{3} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^i n_j, \\ T_{\text{add}} &= \frac{1}{3} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^i n_j^3 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^i n_j^2 - \frac{5}{6} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^i n_j, \end{aligned}$$

其中: k 为优先级数, n_j 表示优先级级数为 j 的输出变量个数.且 $\sum_{j=1}^k n_j = n$, n 为输出变量总数.则可行性判定和升序策略优先级软约束调整的时间复杂度记为 $O(n^3)$.

实际的过程中,通常输入变量数量大于输出变量数量,即 $m \geq n$,因此,具有可行性判定和升序策略优先级软约束调整的稳态优化时间复杂度为 $O(m^3)$.

基于离线计算的稳态优化通过对优化输入参数 $\mathbf{u}_{ss}(k)$, $\mathbf{y}_{ss}(k)$, $\Delta \mathbf{f}_{ss}(k)$, $\mathbf{e}(k)$ 分段,将计算复杂度高的稳态优化计算以离线的方式进行,其在线查表的时间复杂度为 $O(1)$,大大减少了实时在线计算的时间复杂度.

通过对 $\mathbf{u}_{ss}(k)$, $\mathbf{y}_{ss}(k)$, $\mathbf{G}_f \Delta \mathbf{f}_{ss}(k) + \mathbf{e}(k)$ 进行分段,离线优化建立查询表.其中: $\mathbf{u}_{ss}(k) \in \mathbb{R}^m$, $\mathbf{y}_{ss}(k) \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{G}_f \Delta \mathbf{f}_{ss}(k) + \mathbf{e}(k) \in \mathbb{R}^n$.假设各变量的分段数分别为 $[N_u(1), \dots, N_u(m)]$, $[N_y(1), \dots, N_y(n)]$, $[N_f(1), \dots, N_f(n)]$,其中 $N_u(i)$ 表示第 i 个输入变量的分段数,以此类推.由文中表2可知,查询表所占空间为 $5 \times \prod_{i=1}^m N_u(i) \times \prod_{j=1}^n N_y(j) \times \prod_{k=1}^n N_f(k)$.假设各变量分段数相同,即 $N_u(i) = N_y(j) = N_f(k) = N_{\text{seg}}$,其中 $i \in [1, \dots, m]$; $j, k \in [1, \dots, n]$,则查询表所占空间为 $5 \times N_{\text{seg}}(m+2n)$.因此,离线优化在线查表的稳态优化计算的空间复杂度 $S = O(N_{\text{seg}}(m+2n))$,其中 N_{seg} 为各变量的分段数.

由上述的时间复杂度和空间复杂度分析可知,离线优化在线查表虽然有效降低了计算过程中时间复杂度,但是由于计算精度的要求,分段数选择越大,空间复杂度越高.因此在实施过程中,需要工程实施人员综合计算精度和计算机性能,合理的选择分段数.

4.3 灵敏度分析(Sensitivity analysis)

灵敏度分析是衡量决策过程中不确定性的重要方法,通过灵敏度分析,可以优化各决策变量的分段点、分段数,进而指导查询表的建立(即在最优稳态对决策变量变化灵敏度高的区域,决策变量的分段密集一些,在灵敏度低的区域,分段稀疏一些).常用的灵敏度分析方法包括局部灵敏度分析和全局灵敏度分析.局部灵敏度分析只检验单个参数的变化对结果的影响程度,如OTA(one-at-a-time)方法:全局灵敏度分析则检验多个参数的变化对运行结果总的的影响.

本文简单介绍蒙特卡罗全局灵敏度分析方法,对离线优化在线查表的稳态目标求解过程中不确定性进行分析,以经济自优化的稳态目标计算为例,具体过程如下:

- 建立过程模型,确定代价系数和约束条件等.
- 确定采样时长 N_{sample} ,根据决策变量 $\mathbf{u}_{ss}(k)$, $\mathbf{y}_{ss}(k)$, $\Delta \mathbf{f}_{ss}(k)$ 的取值范围,生成服从高斯分布的随机变量.
- 对随机变量进行抽样,求解随机解 $\mathbf{u}_{ss}(k+1)$ 和 $\mathbf{y}_{ss}(k+1)$.
- 统计分析模拟试验结果.

5 仿真(Simulation)

壳牌石油公司重油分馏塔是一个多输入多输出、有约束的控制对象,其过程稳态预测模型为

$$\Delta \mathbf{y}_{ss}(k) = \begin{bmatrix} 4.05 & 1.77 \\ 5.39 & 5.72 \end{bmatrix} \Delta \mathbf{u}_{ss}(k) + \begin{bmatrix} 1.20 \\ 1.52 \end{bmatrix} \Delta \mathbf{f}_{ss}(k),$$

其中: 过程的控制输入: u_1 代表分馏器顶部产品的抽出率, u_2 代表分馏器侧线产品的抽出率; 过程的输出: y_1 代表分馏器顶部产品的提取成分, y_2 代表分馏器侧线产品的提取成分, y_3 代表分馏器底部的回流温度. 过程的扰动: f_1 为塔中部的回流热负荷. 系统控制输入约束为 $[-0.5, 0.5]$, 被控输出约束也为 $[-0.5, 0.5]$, 控制输入变量的增量约束被限定为0.1, 控制输入的代价系数向量 $\mathbf{C}^T = [-2, -1]$.

为说明本文所述方法的有效性, 针对上述系统的稳态优化, 分别采用在线优化方式、无加权系数的离线优化方式、带加权系数的离线优化方式进行仿真, 其仿真结果如图4-6, 并以在线优化方式的计算结果为比较基准, 从稳态误差和运行时间2个方面进行各优化方式的性能对比, 见表3.

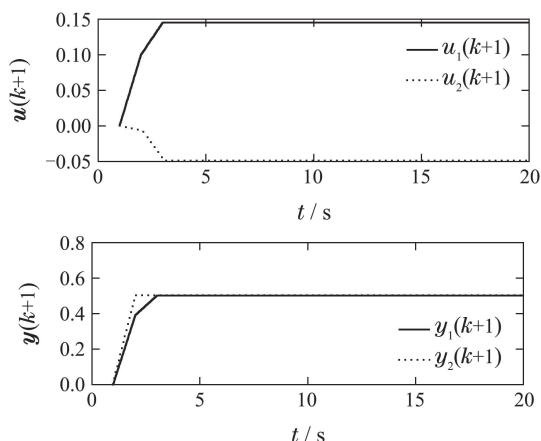


图 4 在线优化方式稳态目值计算

Fig. 4 SSTC through online optimization

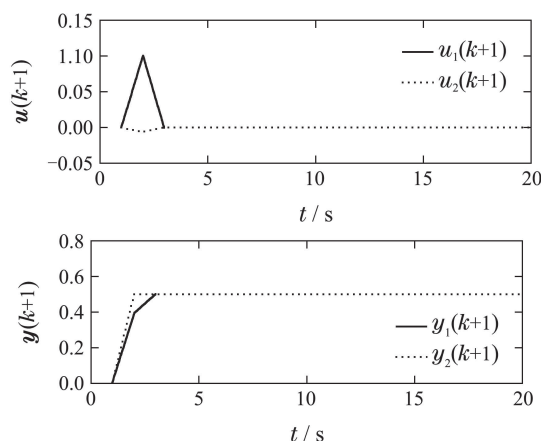


图 5(a) 在线查表稳态目值计算($N = 1, m = n = p = q = 4$)

Fig. 5(a) SSTC through off-line optimization/online table

lookup ($N = 1, m = n = p = q = 4$)

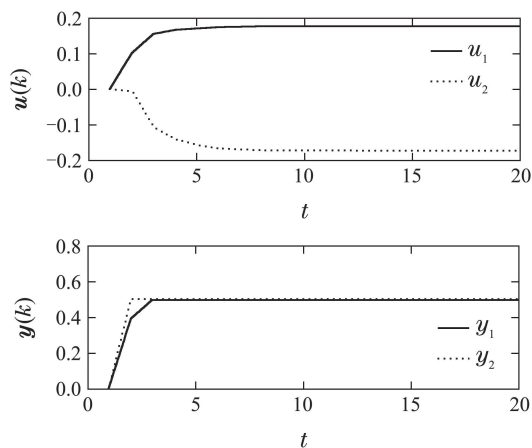


图 5(b) 在线查表稳态目值计算($N = 16, m = n = p = q = 4$)

Fig. 5(b) SSTC through off-line optimization/online table lookup ($N = 16, m = n = p = q = 4$)

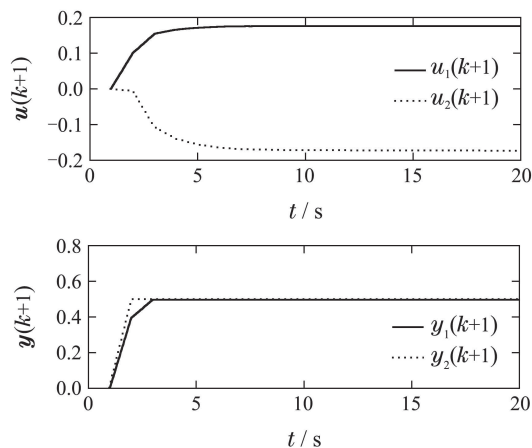


图 6(a) 在线查表稳态目值计算($N = 1, m = n = p = q = 10$)

Fig. 6(a) SSTC through off-line optimization/online table lookup ($N = 1, m = n = p = q = 10$)

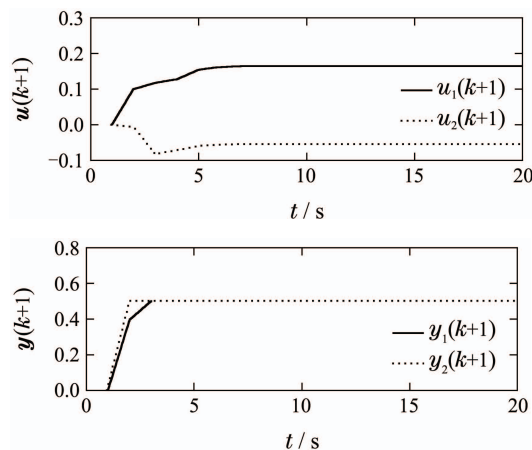


图 6(b) 在线查表稳态目值计算($N = 16, m = n = p = q = 10$)

Fig. 6(b) SSTC through off-line optimization/online table

lookup ($N = 16, m = n = p = q = 10$)

表3 仿真结果分析

Table 3 The analysis of simulation results

	稳态优化值 $\lim_{k \rightarrow \infty} u_{ss}(k)$	稳态 误差eu/%	稳态优化值 $\lim_{k \rightarrow \infty} y_{ss}(k)$	稳态 误差ey/%	计算 耗时/s
在线优化	[0.15; -0.05]	[0.00; 0.00]	[0.50; 0.50]	[0.00; 0.00]	0.977172
$N = 1, m = n = p = q = 4$	[0.00; -0.00]	[100.00; 100.00]	[0.50; 0.50]	[0.00; 0.00]	0.000675
$N = 16, m = n = p = q = 4$	[0.17; -0.17]	[13.33; 80.00]	[0.50; 0.50]	[0.00; 0.00]	0.023720
$N = 1, m = n = p = q = 10$	[0.10; -0.00]	[33.33; 100.0]	[0.50; 0.50]	[0.00; 0.00]	0.000703
$N = 16, m = n = p = q = 10$	[0.16, -0.05]	[6.67; 0.00]	[0.50; 0.50]	[0.00; 0.00]	0.059907

图4为在线实时优化的稳态目标曲线图,其稳态值为 $\mathbf{u}_{ss} = [0.15; -0.05]$, $\mathbf{y}_{ss} = [0.50; 0.50]$, $T_{cost} = 0.977172$ s. 图5为采用变量分段为4的离线优化在线查表方式计算稳态目标,其中,图5(a)采用加权数 $N = 1$,其稳态值为 $\mathbf{u}_{ss} = [0.0; 0.0]$, $\mathbf{y}_{ss} = [0.50; 0.50]$, $T_{cost} = 0.000675$ s; 图5(b)采用加权数 $N = 16$,其稳态值为 $\mathbf{u}_{ss} = [0.17; -0.17]$, $\mathbf{y}_{ss} = [0.50; 0.50]$, $T_{cost} = 0.023720$ s. 图6为采用变量分段为10的离线优化在线查表方式计算稳态目标,其中:图6(a)采用加权数 $N = 1$,其稳态值为 $\mathbf{u}_{ss} = [0.10; -0.00]$, $\mathbf{y}_{ss} =$

$[0.50; 0.50]$, $T_{cost} = 0.000703$ s; 图6(b)采用加权数 $N = 16$,其稳态值为 $\mathbf{u}_{ss} = [0.16; -0.05]$, $\mathbf{y}_{ss} = [0.50; 0.50]$, $T_{cost} = 0.059907$ s.

通过上述图表可以得出如下结论,离线优化在线查表方法计算稳态目标大大减少了优化计算时间,虽然同时带来了稳态目标误差,但通过增加变量分段数和加权系数的方法有效降低稳态目标误差.

通过蒙特卡罗全局方法对本仿真系统进行灵敏度分析, $N_{sample} = 100$, 结果如图7和表4.

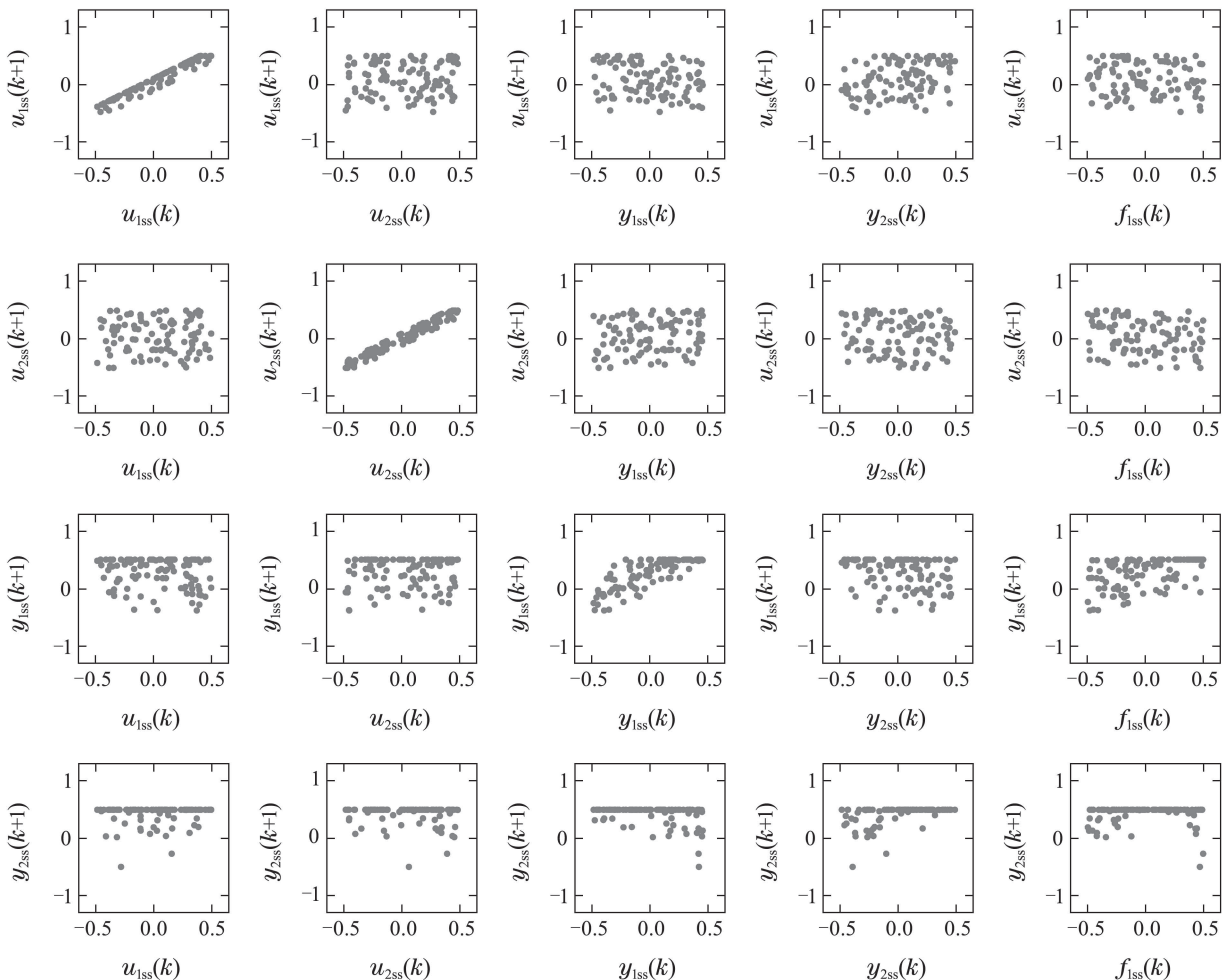


图7(a) $\mathbf{u}_{ss}(k)$, $\mathbf{y}_{ss}(k)$, $\Delta \mathbf{f}_{ss}(k)$, $\mathbf{u}_{ss}(k + 1)$ 和 $\mathbf{y}_{ss}(k + 1)$ 的概率分布

Fig. 7(a) The probability distributions of $\mathbf{u}_{ss}(k)$, $\mathbf{y}_{ss}(k)$, $\Delta \mathbf{f}_{ss}(k)$, $\mathbf{u}_{ss}(k + 1)$ and $\mathbf{y}_{ss}(k + 1)$

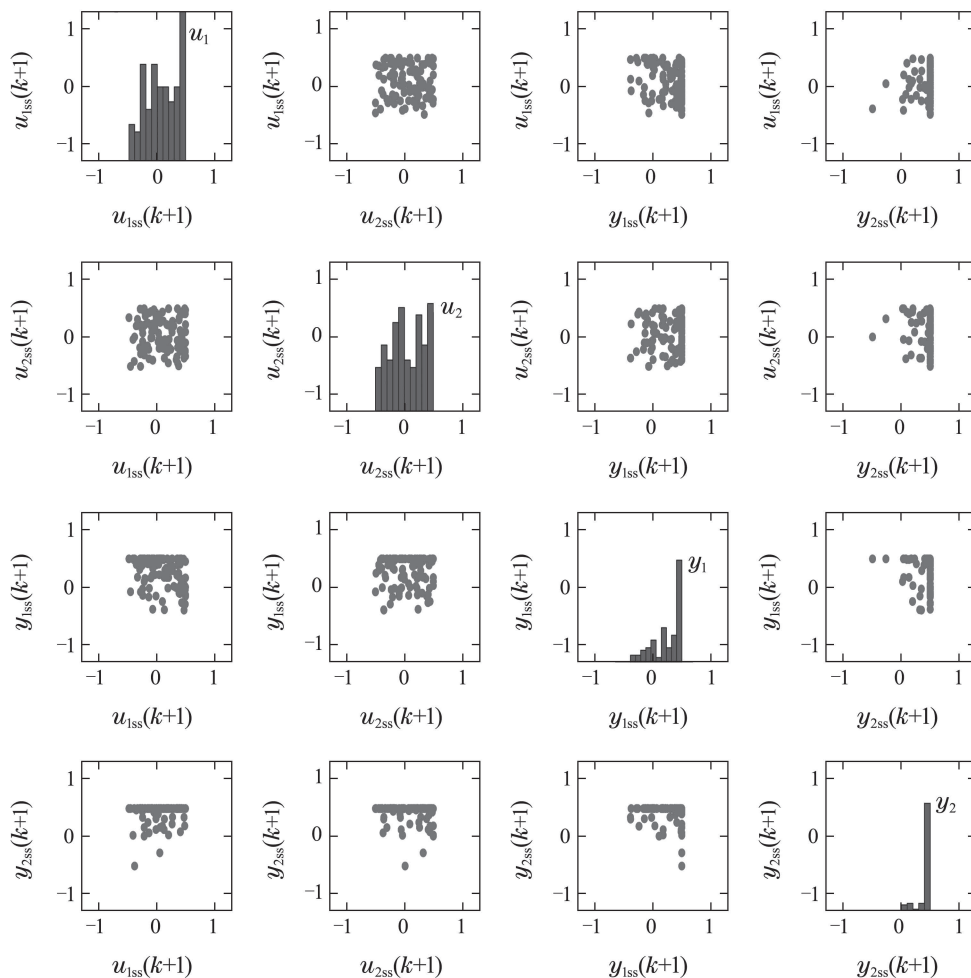


图 7(b) $u_{ss}(k+1)$ 和 $y_{ss}(k+1)$ 的概率分布

Fig. 7(b) The probability distributions of $u_{ss}(k+1)$ and $y_{ss}(k+1)$ parameter samples

表 4 相关性分析

Table 4 The analysis of correlation

	$u_{1ss}(k+1)$	$u_{2ss}(k+1)$	$y_{1ss}(k+1)$	$y_{2ss}(k+1)$
$u_{1ss}(k)$	0.98	0.02	0.12	-0.13
$u_{2ss}(k)$	-0.01	0.97	-0.08	-0.09
$y_{1ss}(k)$	0.05	-0.05	0.75	-0.42
$y_{2ss}(k)$	-0.14	-0.21	-0.25	0.50
$\Delta f_{1ss}(k)$	-0.15	-0.14	0.54	0.00

图7(a)中横轴为决策变量,纵轴为最优稳态值,根据各决策变量的量程范围,对决策变量进行随机抽样,并计算对应的最优稳态值.其中由于受约束 $-0.1 \leq u_{ss}(k) \leq 0.1$ 限制,图中 $u_{1ss}(k)$ 和 $u_{1ss}(k+1)$ 线性相关, $u_{2ss}(k)$ 和 $u_{2ss}(k+1)$ 线性相关,与表4的相关性分析相对应,说明其对应的影响最为严重;对于不同的决策变量 $u_{ss}(k)$, $y_{ss}(k)$, $\Delta f_{ss}(k)$, 最优目标 $u_{ss}(k+1)$ 和 $y_{ss}(k+1)$ 可能相同.图7(b)为最优稳态值的概率分布.

由图7中可以看出,最优输入稳态 $u_{ss}(k+1)$ 分布较为均匀,而最优输出稳态 $y_{ss}(k+1)$ 在 $[0.5; 0.5]$ 出

现的概率最大,这也说明了最优经济优化最终是实现卡边控制;通过灵敏度分析能够指导查询表的建立,提高稳态优化查询速度和计算精度.

6 结论(Conclusions)

常规的双层结构预测控制的稳态优化在实施过程中采用实时在线求解QP或LP问题,由于计算量过大严重影响了其在高实施性领域的应用.本文采用离线优化/在线查表的方式,即将稳态预测模型中的稳态输入 $u_{ss}(k)$ 、稳态输出 $y_{ss}(k)$ 、扰动 $f_{ss}(k)$ 、预测误差 $e(k)$ 作为自变量,稳态输入 $u_{ss}(k+1)$ 、稳态输出 $y_{ss}(k+1)$ 为因变量,通过离线优化方式建立6维表,在线优化过程中,通过查表方式计算稳态目标.针对因此产生的稳态优化误差,采用增加变量分段数和加权数的方式给予弥补.通过复杂度分析和仿真,本文提及的方法有效降低在线计算量,提高了在线计算性能,解决双层结构预测控制实时性差的问题,为双层结构预测控制在高实时性领域的应用提供了新的解决思路.

参考文献(References):

- [1] RICHALET J, RAULT A, TESTUD J L, et al. Model predictive heuristic control: applications to industrial processes [J]. *Automatica*, 1978, 14(5): 413 – 428.
- [2] CUTLER C R, RAMAKER B L. Dynamic matrix control — a computer control algorithm [C] // *The AIChE 86th National Meeting*. Houston TX: IEEE, 1979.
- [3] CLARKE D W, MOHTADI C, TUFFS P S. Generalized predictive control, Part I: the basic algorithm [J]. *Automatica*, 1987, 23(2): 137 – 148.
- [4] ZHANG T, FENG G, LU J. Fuzzy constrained min-max model predictive control based on piecewise Lyapunov functions [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2007, 15(4): 686 – 698.
- [5] DALAMAGKIDIS K, VALAVANIS K P, PIEGL L A. Nonlinear model predictive control with neural network optimization for autonomous autorotation of small unmanned Helicopters [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2011, 19(4): 818 – 831.
- [6] QIN S J, BADGWELL T A. A survey of industrial model predictive control technology [J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11(7): 733 – 764.
- [7] KASSMANN D E, BADGWELL T A, HAEKINS R B. Robust steady-state target calculation for model predictive control [J]. *AIChE Journal*, 2000, 46(5): 1007 – 1024.
- [8] RAO C V, RAWLINGS J B. Steady states and constraints in model predictive control [J]. *AIChE Journal*, 1999, 45(6): 1266 – 1278.
- [9] ZOU Tao, PAN Hao, DING Baocang, et al. Research development of two-layered predictive control [J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(10): 1327 – 1337.
(邹涛, 潘昊, 丁宝苍, 等. 双层结构预测控制研究进展 [J]. 控制理论与应用, 2014, 31(10): 1327 – 1337.)
- [10] LI Shiqing, DING Baocang, SUN Yao. Multi-priority rank steady-state target calculation in double-layered model predictive control by optimizing increments of manipulated variables [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 3(2): 239 – 245.
(李世卿, 丁宝苍, 孙耀. 双层预测控制中基于操作变量增量的多优先级稳态目标计算 [J]. 控制理论与应用, 2015, 3(2): 239 – 245.)
- [11] ZOU Tao, LI Haiqiang, DING Baocang, et al. Compatibility and uniqueness analysis of steady state solution for multi-variable predictive control system [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(5): 519 – 529.
(邹涛, 李海强, 丁宝苍, 等. 多变量预测控制系统稳态解的相容性与唯一性分析 [J]. 自动化学报, 2013, 39(5): 519 – 529.)
- [12] ZOU Tao, WANG Dingding, DING Baocang, et al. Steady-state analysis and feedback correction of model predictive control for integrating process [J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(2): 1 – 10.
(邹涛, 王丁丁, 丁宝苍, 等. 积分过程预测控制的稳态分析及反馈校正 [J]. 控制理论与应用, 2014, 31(2): 1 – 10.)
- [13] ZOU Tao, WEI Feng, ZHANG Xiaohui. Strategy of centralized optimization and decentralized control for two-layered predictive control in large-scale industrial systems [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(8): 1366 – 1373.
(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 [J]. 自动化学报, 2013, 39(8): 1366 – 1373.)
- [14] WEI Feng, ZOU Tao, YU Hao, et al. Computational complexity analysis of two-layered predictive control [J]. *Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2013, 39(1): 102 – 107.
(魏峰, 邹涛, 于浩, 等. 双层结构预测控制计算复杂度分析 [J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2013, 39(1): 102 – 107.)
- [15] LING K V, MACIEJOWSKI J, RICHARDS A, et al. Multiplexed model predictive control [J]. *Automatica*, 2011, 48(2): 396 – 401.
- [16] LING K V, HO W K, WU B F, et al. Multiplexed MPC for multizone thermal processing in semiconductor manufacturing [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2010, 18(6): 1371 – 1380.
- [17] ZOU Tao, DING Baocang, ZHANG Duan. *MPC: an Introduction to Industrial Applications* [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2010.
(邹涛, 丁宝苍, 张端. 模型预测控制工程应用导论 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2010.)
- [18] ZOU Tao, LI Haiqiang. Two-layer predictive control of multivariable system with integrating element [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2011, 45(12): 2079 – 2087.
(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 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2011, 45(12): 2079 – 2087.)
- [19] NIKANROV A, SWARTZ C L E. Sensitivity analysis of LP-MPC cascade control systems [J]. *Journal of Process Control*, 2009, 19(1): 16 – 24.
- [20] PANG Q, ZOU T, ZHANG Y Y, et al. A steady-state target calculation method based on “point” model for integrating processes [J]. *Isa Transactions*, 2014, 56(1): 196 – 205.
- [21] PANG Qiang, ZOU Tao, CONG Qiumei. Distributed predictive control method with zone control for insensitive system under network environment [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(4): 504 – 512.
(庞强, 邹涛, 丛秋梅. 网络环境下不敏感系统的分布式区域预测控制方法 [J]. 控制理论与应用, 2015, 32(4): 504 – 512.)
- [22] BERTSEKAS D P, NEDIC A, OZDAGLAR A E. *Convex Analysis and Optimization* [M]. Belmont: Athena Scientific, 2003: 255 – 260.
- [23] MA Zhenhua. *Modern Applied Mathematics Handbook — Calculation and Numerical Analysis* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
(马振华. 现代应用数学手册——计算与数值分析卷 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.)

作者简介:

郑洪宇 (1986–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为先进过程控制与优化、模型预测控制, E-mail: zhenghongyu@sia.cn;

潘昊 (1986–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为复杂工业过程的优化与控制, E-mail: panhao@sia.cn;

邹涛 (1961–), 男, 研究员, 目前研究方向为工业过程实时优化与模型预测控制, E-mail: zoutao@sia.cn;

胡静涛 (1963–), 男, 研究员, 目前研究方向为设备远程监测与智能维护技术、IC制造先进过程控制技术, E-mail: hujingtao@sia.cn;

于海斌 (1964–), 男, 研究员, 目前研究方向为工业通信与实时系统理论、分布控制系统技术、网络协同与智能制造, E-mail: yhb@sia.cn.