

研究论文

新一代的自适应模型预测控制器

徐祖华¹, ZHU Yucai², 赵 均¹, 钱积新¹

(¹浙江大学工业控制技术国家重点实验室, 工业控制研究所, 浙江 杭州 310027; ²Eindhoven 技术大学电机系, Eindhoven, 荷兰)

摘要: 提出了新一代的自适应模型预测控制器, 自适应 MPC 控制器由 MPC 控制模块、在线辨识模块、性能监控模块 3 个模块组成, 相互协调配和来实现自适应 MPC 控制。除了控制器功能设计以外, 其余过程均可自动进行。对于新建 MPC 应用, 首先进行多变量测试与辨识, 在模型符合控制要求时, 自动进入控制器投运。通过控制器性能监视发现模型不满足控制要求精度时, 触发一次多变量模型测试与辨识过程, 替换原有模型进行控制, 保证控制器性能始终处于最佳状态。自适应 MPC 控制器在 PTA 装置上的应用表明了算法的有效性。

关键词: 模型预测控制; 在线辨识; 性能监控; 自适应 MPC

中图分类号: TP 273

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2008) 05-1207-09

Next-generation adaptive MPC controller

XU Zuhua¹, ZHU Yucai², ZHAO Jun¹, QIAN Jixin¹

(¹State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Institute of Industrial Process Control, Zhejiang University, Hangzhou 310027, Zhejiang, China; ²Faculty of Electrical Engineering, Eindhoven University of Technology, 5600 MB, Eindhoven, Netherlands)

Abstract: A next-generation adaptive model predictive control (MPC) controller is proposed. The adaptive MPC consists of three modules: a MPC control module, an online identification module and a performance monitor module. The three modules work together coherently in real-time. With the right design, the rest is automatic. In MPC commissioning, the online identification module performs automated plant test and automatic model identification. When all expected models become good, the MPC controller is automatically commissioned. When the MPC controller is online, the control monitor module continuously monitors the MPC performance and model quality. When control performance degradation and considerable model error are detected, monitor module will activate the online identification module. The identification module will re-identify the model and replace the old model. It makes the closed loop performance of the MPC system at its best. The effective performance is proved by the PTA application of the adaptive MPC.

Key words: model predictive control; online identification; performance monitoring; adaptive MPC

引 言

作为一种有较强工业应用背景的优化控制算法, 模型预测控制具有控制性能好、鲁棒性强、有效处理约束等特点, 因而在石油、化工、电力等领

域中获得了广泛应用^[1]。

模型预测控制的核心是基于过程模型来预测系统的未来响应, 并据此计算控制作用。因此, 过程模型是否准确是一个控制器成功的关键。模型获取是工程实施中最困难、最耗时的部分, 约占整个工

2007-08-12 收到初稿, 2007-09-12 收到修改稿。

联系人及第一作者: 徐祖华 (1976—), 男, 博士后。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60504004, 60704029);

国家高技术研究发展计划重点项目 (2007AA041402)。

Received date: 2007-08-12.

Corresponding author: Dr. XU Zuhua. E-mail: xuzh@iipc.zju.edu.cn

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China (60504004, 60704029), and the High-tech Research and Development Program of China (2007AA041402).

作量的 40%~50%。除了模型获取的难题外,还存在控制器参数多、性能整定困难等问题,导致 MPC 难以进一步推广。在最近 10 年里,不少学者提出各种方法来提高模型获取的效率与准确性^[2-4]、预测控制算法的易用性和鲁棒性^[5-8]。但到目前为止, MPC 实施难度没有发生根本性改变,工业界迫切希望有新的技术来降低实施成本和难度。

本文提出新一代的自适应 MPC 控制器。它由控制模块、辨识模块、监控模块 3 部分组成,以并行的方式执行测试、辨识、仿真、投运等任务,降低 MPC 的实施成本。除了控制器功能设计以外,其余过程均可自动进行。对于新建 MPC 应用,首先进行多变量模型测试与辨识,在模型符合控制要求时,自动进入控制器投运。通过控制器性能监视发现模型不满足控制要求精度时,触发一次多变量模型测试与辨识过程,替换原有模型进行控制,保证控制器性能始终处于最佳状态。经典的基于最小二乘递归辨识的自适应算法^[9-10],由于其不额外叠加测试信号激励过程,使得递归辨识方法的收敛性很难保证。与之相反,本文的在线辨识算法是叠加激励信号,而且不是每个采样时刻都进行模型自适应,保证算法的收敛性。

1 自适应 MPC 框架

一般来说,实施一个 MPC 应用通常要经历以下步骤:(1) 控制器功能设计;(2) 装置预测试;(3) 装置测试与模型辨识;(4) 控制器仿真与整定;(5) 控制器投运;(6) 控制器维护。传统 MPC 实施方法的最大问题就是实施成本高,每一步需耗费相当的人力和时间,阻碍了 MPC 技术的推广应用。

本文提出一种新颖的自适应 MPC 控制器,能自动地进行 MPC 实施与维护,即步骤(2)~(6)。自适应 MPC 控制器由 MPC 控制模块、在线辨识模块、性能监控模块 3 部分组成,图 1 展示的是自适应 MPC 控制器的框架。

对于新建 MPC 应用,在线辨识模块自动执行装置测试与模型辨识工作。在测试过程中,一旦部分的辨识模型质量满足控制要求,对应的控制变量(MVs)、被控变量(CVs)、扰动变量(DVs)就自动投运。随着测试的继续,越来越多的 MVs、CVs、DVs 实现自动投运,装置测试也逐步由开环方式转变为闭环方式。一旦所有需要的模型都已辨

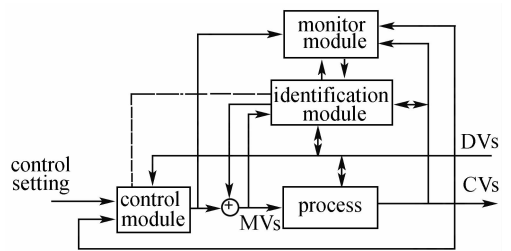


图 1 自适应 MPC 控制器框架

Fig. 1 Block diagram of adaptive MPC

识出,且模型质量满足要求,则 MPC 投运工作完成。

对于已投运的控制器,监控模块不断评估控制器性能。一旦监控模块检测到由于模型质量恶化引起性能下降,激活在线辨识模块,进行闭环方式的装置测试与模型辨识。在测试与辨识过程中,新辨识出的好模型逐步替换老的差模型。一旦所有差的模型被替换, MPC 维护工作完成。

自适应 MPC 控制器有许多优点,自适应 MPC 以并行的方式执行测试、辨识、仿真、投运等步骤,降低了 MPC 的实施成本。装置测试的绝大部分以闭环形式进行,开环测试的时间被降到最低(对于炼油、化工过程而言,只需 1~3 d),减少了对装置生产运行的影响。

2 自适应 MPC 实现技术

本节详细阐述自适应 MPC 三个模块的实现技术及相互配合的问题。

2.1 在线辨识模块

辨识模块采用 ASYM 渐进辨识算法^[2,11],它基于 Ljung 提出的渐进理论^[12-13]。

假定线性系统可描述为

$$y(t) = G_0(q)u(t) + H_0(q)e(t)$$

其中, $e(t)$ 是白噪声。

定理: 假定 $N \rightarrow \infty$ 时, $n \rightarrow \infty$ 且 $n^2/N \rightarrow 0$, 其中 n 是模型阶次, N 是数据个数, 则

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{G}_N(\omega, n) \\ \hat{H}_N(\omega, n) \end{bmatrix} &\rightarrow \begin{bmatrix} G_0(\omega) \\ H_0(\omega) \end{bmatrix} \quad \text{w. p. 1} \quad N \rightarrow \infty \quad (1) \\ \sqrt{N} \begin{bmatrix} G_N(\omega, n) - EG_N(\omega, n) \\ H_N(\omega, n) - EH_N(\omega, n) \end{bmatrix} &\rightarrow N[0, P(\omega, n)] \quad \text{as } N \rightarrow \infty \end{aligned}$$

其中, $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} P(\omega, n) = \Phi_v(\omega) \Phi^{-1}(\omega)$

$$\Phi(\omega) = \begin{pmatrix} \Phi_u(\omega) & \Phi_{uv}(\omega) \\ \Phi_{vu}(\omega) & \lambda \end{pmatrix}, \Phi_v(\omega) = \lambda |H_0(\omega)|^2$$

$$|\mathbf{G}_{ij}^0(\omega) - \hat{\mathbf{G}}_{ij}^n(\omega)| \leq 3 \sqrt{\frac{n}{N} [\Phi^{-1}(\omega)]_{jj} \Phi_{v_j}(\omega)}$$

w. p. 99.9%

这表明高阶模型能任意好地逼近任何线性系统，可获取无偏估计。Zhu^[11]对定理在多变量过程下进行了扩展，这给后续算法提供了理论依据。本节阐述如何利用该方法实现在线闭环辨识，假定系统有 m 个输入、 p 个输出。

2.1.1 信号设计与装置测试 测试信号采用 GBN 信号^[14]，因为相对于 PRBS，GBN 是任意有限维持续激励信号，且具有最小的振幅因子。GBN 测试信号由平均切换时间和测试幅度两个参数决定。测试幅度可以根据过程的先验知识加以确定。理论表明，最优平均切换时间为 98% 过程响应时间的三分之一。

与传统的开环单变量阶跃测试方法不同，本文采用基于 GBN 信号的多变量测试方法，能够节约 70% 左右的测试时间。

2.1.2 参数估计 通过高阶 ARX 模型得到无偏估计，要求阶次足以描述过程动态特性。在此选择 ARX 模型是因为其计算简单且数值稳定性好。

$$\hat{\mathbf{A}}^n(z^{-1})\mathbf{y}(t) = \hat{\mathbf{B}}^n(z^{-1})\mathbf{u}(t) + \hat{\mathbf{e}}(t) \quad (2)$$

令估计值为 $\hat{\mathbf{A}}^n(z^{-1})$ 、 $\hat{\mathbf{B}}^n(z^{-1})$ ，则

$$\hat{\mathbf{G}}^n(z^{-1}) = \hat{\mathbf{A}}_n^{-1}(z^{-1})\hat{\mathbf{B}}_n(z^{-1}), \hat{\mathbf{H}}^n(z^{-1}) = \hat{\mathbf{A}}_n^{-1}(z^{-1})$$

对于闭环测试数据，该方法能够获取无偏估计。

2.1.3 模型降阶 由于高阶模型的频域方差与阶次 n 呈正比，因此可通过降阶来减少方差。由渐进理论可知，每个传递函数服从方差为 $\frac{n}{N} [\Phi^{-1}(\omega)]_{jj} \Phi_{v_j}(\omega)$ 的高斯分布。因此，运用极大似然准则，推导出过程模型的渐近负对数似然函数，进行降阶处理

$$V = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m \int_{\omega_1}^{\omega_2} |\hat{\mathbf{G}}_{ij}^n(\omega) - \hat{\mathbf{G}}_{ij}(\omega)|^2 [\Phi^{-1}(\omega)]_{jj}^{-1} \Phi_{v_j}^{-1}(\omega) d\omega \quad (3)$$

2.1.4 阶次选择 选择阶次，使得高阶模型与降阶模型之间的频域差近似等于高阶模型的频域方差

$$V = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m \int_{\omega_1}^{\omega_2} \left\{ |\hat{\mathbf{G}}_{ij}^n(\omega) - \hat{\mathbf{G}}_{ij}(\omega)|^2 - \frac{n}{N} [\Phi^{-1}(\omega)]_{jj} \Phi_{v_j}(\omega) \right\} d\omega \quad (4)$$

2.1.5 模型检验 根据渐进理论，可定义高阶模型的 3σ 上限

因此，根据模型误差上限与频率响应的相对值，进行模型质量的等级划分：A（优，相对值 $\leq 30\%$ ）、B（良， $30\% < \text{相对值} \leq 60\%$ ）、C（中， $60\% < \text{相对值} \leq 90\%$ ）、D（差，相对值 $> 90\%$ ）。工程实践表明，控制器可以直接使用 A、B 等级的模型，而 C、D 等级模型需要通过增加测试幅度、延长测试时间来调整测试参数，以提高模型精度。

需要指出的是，模型辨识与验证并不是每个采样时间进行的，而是间隔一段时间执行的。例如，每隔 100 个采样周期，根据辨识结果调整测试参数。一旦大部分模型质量等级为 A 或 B，则停止模型测试工作。本文提出的在线闭环辨识算法已经在许多工业场合应用，见文献 [2-4]。

2.2 MPC 控制模块

随着处理问题的复杂程度越来越高，在实际运行中，经常会发生由于操纵变量达到约束边界、执行机构故障甚至操作人员干预造成系统自由度动态变化。当自由度减少使得控制器不能保证所有控制目标，就需要根据实际情况相应地调整控制目标，以优先保证重要的被控变量。在保证所有的控制目标前提下，还有多余的自由度，则可以用来进一步提高过程品质，如经济性目标优化。

所有这些优化要求希望通过性能指标的加权来实现是不可能的。因此，控制器采用两级分层优化结构，预测控制器分成稳态优化与动态控制两部分：在稳态优化层，控制器按照优化要求计算出系统的最佳稳态值；在动态控制层，控制器在不违反约束的前提下计算出控制增量，使过程趋向计算出的最佳稳态值^[15-17]。

2.2.1 稳态优化层 设多变量系统的阶跃响应为 $\{\mathbf{a}(1), \dots, \mathbf{a}(N)\}$ ，其中 N 是模型长度。因此，过程的稳态模型为

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{u} + \mathbf{d}(k) \quad (5)$$

其中， $\mathbf{A} = \mathbf{a}(N)$

$$\mathbf{d}(k) = \mathbf{y}(k) - \sum_{i=1}^{N-1} \mathbf{a}(i) \Delta \mathbf{u}(k-i) - \mathbf{a}(N) \mathbf{u}(k-N)$$

局部稳态优化的目的是根据系统当前状态，计算出系统的最佳工作点。多目标分层优化要求是通过一系列优化子命题加以解决，每一级优化子问题的结果在下一级优化子命题中作为约束存在，从而使级别高的目标比级别低的目标优先满足。

令 u^+ 、 u^- 表示操纵变量的操作范围， y^+ 、 y^- 表示被控变量的控制范围。

(1) 可行性分析：由于输入饱和、执行机构故障造成自由度发生变化以至于不能满足所有控制要求，控制器按照优先权重优先保证重要的被控变量，它可以通过将加权偏差平方和最小化来实现

$$\begin{aligned} \min_{u, \delta_y} J &= \|\delta_y\|_{W_y}^2 \\ \text{s. t. } y &= Au + d(k) \\ u^- &\leq u \leq u^+ \\ y^- - \delta_y &\leq y \leq y^+ + \delta_y \\ \delta_y &\geq 0 \end{aligned} \quad (6)$$

其中， W_y 是被控变量优先权重矩阵。

(2) 经济优化：在许多情况下，满足上述优化要求并不会耗尽控制器的所有自由度。因此，控制器出于经济目标的考虑，尽量使某些过程变量最大化或最小化，使得系统的经济利益最大化。经济优化要求可以通过如下优化子命题实现

$$\begin{aligned} \min_u J &= b_1^T u + b_2^T y \\ \text{s. t. } y &= Au + d(k) \\ y^- &\leq y \leq y^+ \\ u^- &\leq u \leq u^+ \end{aligned} \quad (7)$$

其中， b_1 、 b_2 分别为其线性权重。当线性权重为正表示最小值优化，权重为负则表示最大值优化。

(3) 最小操作移动：被控变量违反其控制要求后，控制器按照权重优先使用某些操纵变量来克服扰动影响，从而使控制器的动作更加符合工艺操作规程。它可以通过以下优化命题加以实现

$$\begin{aligned} \min_u J &= \|u - u_p^*\|_{W_u}^2 \\ \text{s. t. } y &= Au + d(k) \\ u^- &\leq u \leq u^+ \\ y^- &\leq y \leq y^+ \end{aligned} \quad (8)$$

其中， u_p^* 是前一时间刻操纵变量最佳稳态值， W_u 是操纵变量优先权重矩阵。令优化命题的最优解为 y^* 、 u^* ，至此得到系统在 k 时刻的最佳稳态值。

2.2.2 动态控制层 在动态控制层，控制器在不违反约束的前提下计算控制增量，使过程趋向稳态优化层计算出的最佳稳态值，即

$$\begin{aligned} \min J &= \sum_{j=1}^P \|y(k+j|k) - y^*\|_Q^2 + \sum_{j=0}^{M-1} \|u(k+j) - u^*\|_R^2 + \\ &\sum_{j=0}^{M-1} \|\Delta u(k+j)\|_S^2 \\ \text{s. t. } u^- &\leq u(k+j) \leq u^+ \\ \Delta u^- &\leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u^+ \end{aligned} \quad (9)$$

目标函数各项依次为输出误差项、输入误差项和控

制增量项， Q 、 S 、 R 为各自的加权矩阵， y^* 和 u^* 是稳态优化层的结果， P 为优化时域， M 为控制时域。为了降低计算量，采用 Block 策略，仅在优化时域或控制时域上的选中点上考虑目标函数。对于输出变量，时滞部分的输出误差加权系数置零。

2.2.3 自动模型选择 对大型的 MPC 控制器，并不是所有的 MV/DV 和 CV 都有关系，这意味着在过程模型矩阵中存在很多空模型。期望矩阵的行为 CV，列为 MV 与 DV，矩阵元素取值为“+”、“-”、“?”、“No”。“+”表示对应 CV 与 MV/DV 间存在正增益的过程模型，“-”表示对应 CV 与 MV/DV 间存在负增益的过程模型，“?”表示不能确定对应 CV 与 MV/DV 是否存在模型，“No”表示对应 CV 与 MV/DV 不存在模型。模型选择按照如下规则进行：如果辨识模型的质量评价为 A、B，且模型增益方向与期望的相符，则在控制模块中使用该模型。

2.2.4 参数自整定 参数自整定是针对给定过程设计出一组具有良好控制性能的缺省参数，降低 MPC 的调试成本。

① 控制时域 $M = 0.5 \times$ 过程稳态时间/采样周期

② 预测时域 $P = 1.5 \times$ 过程稳态时间/采样周期

③ CV_i 误差权重 = $1 / (CV_i \text{ 上限} - CV_i \text{ 下限})$

④ MV_i 误差权重 = $(1 \sim 3) / (MV_i \text{ 上限} - MV_i \text{ 下限})$

⑤ ΔMV_i 增量权重 = $(1 \sim 3) / (MV_i \text{ 上限} - MV_i \text{ 下限})$

其中， CV_i 上限、 CV_i 下限， MV_i 上限、 MV_i 下限分别是装置测试数据的上下限范围，起到增益归一化的作用。现场应用表明对于炼油、化工装置，这种参数整定方法有较好的控制效果。

2.3 性能监控模块

监控模块实时在线评估 MPC 控制器的性能，主要通过下面 4 个指标。

(1) MVs/CVs 的开关状态。当 MPC 控制器性能变差后，操作工会切除某些 CVs、MVs。因此，必须监视 CVs、MVs 的开关状态。

(2) MVs/CVs 的振荡程度。当 MPC 控制器性能变差后，MVs、CVs 会出现振荡现象。通过信号的频谱分析进行振荡监测。

(3) CV 标准差。监控模块实时计算 CVs 的标

准差，并和其基准值比较：若 $\text{std}(CV_i)/\text{std}(CV_i)_{\text{BM}}$ 大于某阈值，表明对应 CV 的控制品质差。阈值用来反映 CV 控制性能的好坏，根据具体应用取 2、3 或 5。

(4) CV 模型质量。模型质量通过 CVs 预测误差的标准差来衡量。监控模块实时计算所有 CVs 预测误差的标准差，并和其基准值比较：若 $\text{std}(\text{Err}_i)/\text{std}(\text{Err}_i)_{\text{BM}}$ 大于某阈值，表明对应 CV 的模型质量差。阈值用来反映 CV 模型质量的好坏，根据具体应用取 2、3 或 5。

2.4 自适应 MPC 算法

本节描述如何协调控制模块、辨识模块、监控模块来实现自适应 MPC 控制。

对于新建 MPC 应用。一旦功能设计已经完成，意味着 MVs、CVs、DVs 已确定。根据过程先验知识，用户估计出过程稳态时间、装置的测试幅度以及过程模型的期望矩阵结构。

(1) 根据设计好的测试信号与测试幅度，辨识模块激励所有的 MVs，并且记录所有的数据。

(2) 为了保证产品质量，根据现场情况实时调整测试参数：如果所有 CVs 处于正常操作范围内，则继续测试；如果某个 CV 发生渐漂，则根据模型期望矩阵，调整相关 MV 均值；如果某个 CV 经常出上下限，则降低相关 MV 的测试幅度。

(3) 自动模型辨识。进行大约 25% 装置测试后，辨识模块开始使用到目前为时的测试数据进行辨识。此后，定时每隔一段时间，重复一次模型辨识。

(4) 自动模型验证。每个模型根据验证结果，划分成 A、B、C、D 四个等级。如果某个 MV 对应的模型大部分为 A 或 B，则降低测试幅度，减少对过程的干扰。如果某个 MV 对应的模型大部分为 C 或 D，则增加测试幅度。

(5) 模型辨识完成后，对于等级为 A、B 的子模型，若和模型期望矩阵的模型方向一致，则把模型装入到控制模块中。

(6) 根据获取的部分模型，控制模块执行相应子系统的参数自整定，然后自动投运。随着装置测试和模型辨识的继续，获取的好模型逐渐增加，同时越来越多的 MVs、DVs、CVs 实现自动投运。

(7) 若过程大部分（如 80%）的模型质量达到 A 或 B 等级，则停止模型测试。

需要指出的是，在没有任何变量投运的情况

下，装置测试是开环测试方式。随着过程变量的逐步投运，装置测试是部分闭环测试方式。

当自适应 MPC 投运后，监控模块启动。它实时监测控制器性能指示：MVs/CVs 开关状态、MVs/CVs 的振荡程度、CV 标准差、CV 模型质量。若下面任一条件成立，则启动控制器维护：

- 某些关键 MV、CV 切下；
- 某些关键 CV 模型质量非常差；
- 某些关键 CV 存在强烈的振荡现象；
- 某些关键 CV 标准差非常大。

需要注意的是，维护阶段的装置测试是在 MPC 控制器仍在运行下进行的闭环测试。尽管现有的 MPC 控制器性能已经不如刚投运时好，但是这种闭环测试方式仍优于开环测试方式，对装置生产运行的干扰小。到目前为止，自适应 MPC 控制器中的 MPC 控制模块、在线辨识模块已经完成，性能监控模块还有待完善。这意味着能实现新建 MPC 应用的自动投运，但 MPC 维护还需手工启动。

3 应用实例

PTA 生产以对二甲苯 (PX) 为原料，醋酸为溶剂，溴化氢为促进剂，在醋酸钴、锰催化剂作用下，与空气中的氧气发生反应，生成粗对苯二甲酸。氧化反应液经串联的结晶器降温降压，再经过滤、干燥，最终得到对苯二甲酸 (PTA)。

3.1 溶剂脱水塔与第一结晶器

溶剂脱水塔是对氧化部分使用的醋酸溶剂进行提纯，以除去氧化反应生成的水及催化剂配制时加入的水。由于醋酸循环至氧化反应器，直接影响产品质量，因此塔工艺要求釜水含量尽量保持恒定，塔顶酸含量在 0.8% 以内，以减少酸损耗。

从反应器出来的物料混合后进入第一结晶器进行二次氧化。通过调节第一结晶器的两路空气流量，控制尾气中的氧含量在规定范围内，表 1~表 3

表 1 脱水塔与结晶器 MPC 控制器操作变量

Table 1 Manipulated variables of dehydration and crystal MPC controller

Symbol	Tag name	Description
MV1	1TC1701.SP	bottoms temperature setpoint
MV2	1FC1702.SP	reflux flow rate setpoint
MV3	1FC1411.SP	secondary oxidation reactor air flow 1
MV4	1FC1412.SP	secondary oxidation reactor air flow 2

表 2 脱水塔与结晶器 MPC 控制器干扰变量

Table 2 Disturbance variables of dehydration and crystal MPC controller

Symbol	Tag name	Description
DV1	1FI1614.PV	tower feed 1
DV2	1FI1615.PV	tower feed 2
DV3	1FI1703.PV	tower feed 3
DV4	1FI1704.PV	tower feed 4
DV5	1LS1301.PV	secondary oxidation reactor feed valve

表 3 脱水塔与结晶器 MPC 控制器被控变量

Table 3 Controlled variables of dehydration and crystal MPC controller

Symbol	Tag name	Description
CV1	1DI1701.PV	top acid content
CV2	1DI1702.PV	bottoms water content
CV3	1PD1701.PV	tower delta pressure
CV4	1TH1731.PV	reflux temperature
CV5	1FV1701.OP	steam control valve
CV6	1FV1702.OP	reflux flow control value
CV7	1QI1401.PV	secondary oxidation reactor O ₂ analyzer
CV8	1QI1402.PV	secondary oxidation reactor O ₂ analyzer

分别是溶剂脱水塔与第一结晶器 MPC 控制器的操作变量、干扰变量、被控变量。

采样周期为 30 s，过程的稳态时间估计为 90 min。装置测试从上午 10 点开始。经过 5 h 的测

试，开始辨识模型、控制器仿真。每隔 1 h 重复上述步骤。经过 11 h 的装置测试后，大部分 MV-CV 模型等级为 A、B、C。图 2 是模型阶跃响应图，图中 DV-CV 的大部分模型等级为 D，其原因是扰动变量激励不够。

图 3 是控制器关键被控变量 1DI1702、1DI1701 的投运效果图，从图中可以看出 CV 波动方差有明显的降低，提高了系统的控制品质。其中控制器的控制周期为 30 s，控制时域为 90，预测时域为 270。

3.2 氧化反应部分

PX 液相催化氧化反应过程为 PTA 装置的核心部分。氧化反应部分的工艺控制要求：氧化反应过程的反应温度波动标准差减少 20%，尾氧含量波动标准差减少 20%；氧化反应 TA 产品中的 4-CBA 含量波动范围从 ±200 μg · g⁻¹ 稳定至 ±100 μg · g⁻¹。表 4~表 6 分别为氧化反应 MPC 控制器的操作变量、干扰变量和被控变量。氧化反应工段由 3 个并联反应器组成，因此只选择 A 台反应器进行装置测试。图 4 是模型频率响应及误差上限图，大部分模型质量为 C 或 D，其原因是装置处于高负荷装置，允许的测试幅度小，信噪比较低。因此，控制器首先按照现有模型结果投运，然后通过闭环测试的方式进行模型的再次辨识；由于在闭环测试模式下，对装置的干扰影响小，测试幅度允许加大，提高模型精度。控制周期为 60 s。

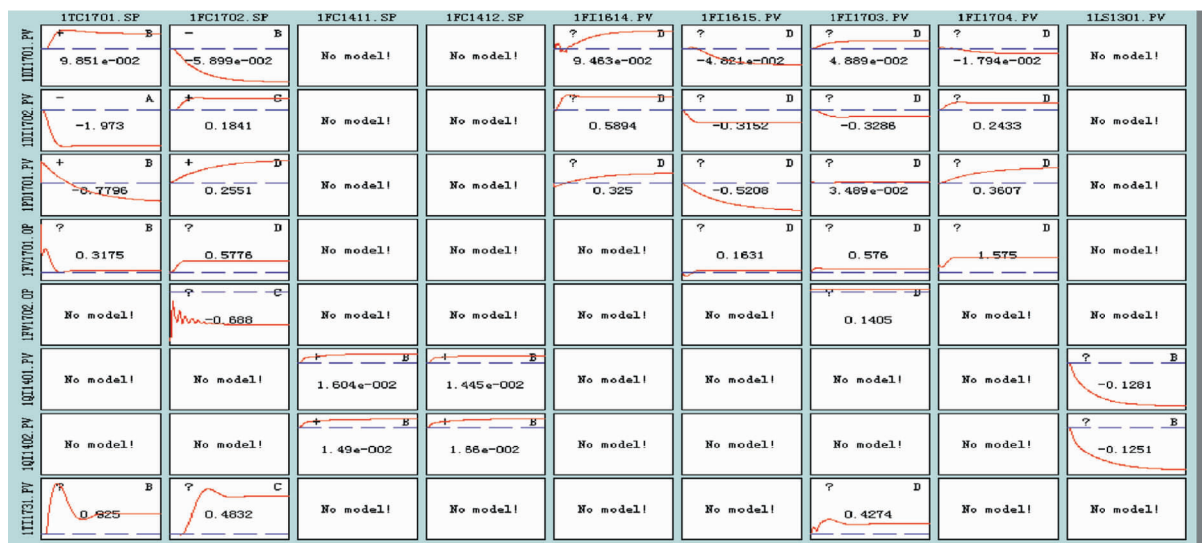


图 2 阶跃响应曲线

Fig. 2 Model step response plots

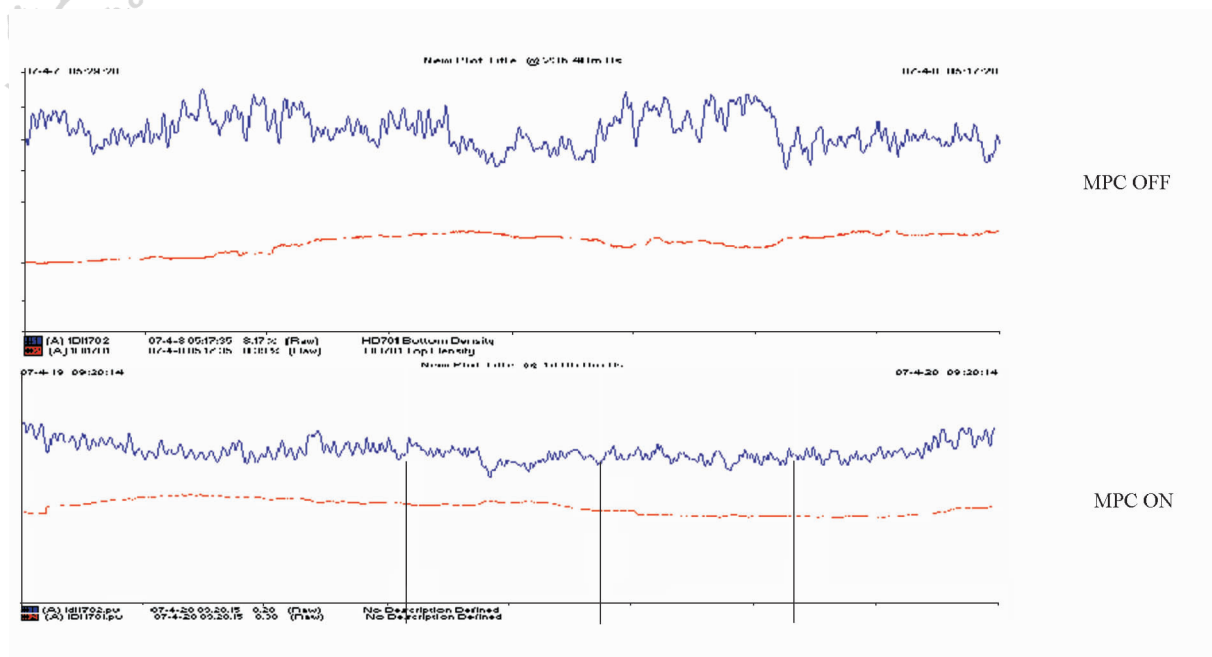


图 3 1DI1702、1DI1701 的投运效果图

Fig. 3 Plots of CVs 1DI1702 and 1DI1701

表 4 氧化反应 MPC 控制器操作变量

Table 4 Manipulated variables of oxidation reaction MPC controller

Symbol	Tag name	Description
MV1	1FC1302.SP	feed flow rate in Reactor A
MV2	1FC1322.SP	feed flow rate in Reactor B
MV3	1FC1342.SP	feed flow rate in Reactor C
MV4	1FC1304.SP	first air flow rate in Reactor A
MV5	1FC1324.SP	first air flow rate in Reactor B
MV6	1FC1344.SP	first air flow rate in Reactor C
MV7	1FC1305.SP	second air flow rate in Reactor A
MV8	1FC1325.SP	second air flow rate in Reactor B
MV9	1FC1345.SP	second air flow rate in Reactor C
MV10	1FC1306.OP	condenser extraction valve in Reactor A
MV11	1FC1326.OP	condenser extraction valve in Reactor B
MV12	1FC1346.OP	condenser extraction valve in Reactor C
MV13	1LC1301.SP	Reactor A level
MV14	1LC1321.SP	Reactor B level
MV15	1LC1341.SP	Reactor C level
MV16	1FC1215.SP	fresh catalyst flow rate
MV17	1FC1218.SP	fresh accelerant flow rate

表 5 氧化反应 MPC 控制器干扰变量

Table 5 Disturbance variables of oxidation reaction MPC controller

Symbol	Tag name	Description
DV1	1PC1301.SP	Reactor A pressure
DV2	1PC1321.SP	Reactor B pressure
DV3	1PC1341.SP	Reactor C pressure

表 6 氧化反应 MPC 控制器被控变量

Table 6 Controlled variables of oxidation reaction MPC controller

Symbol	Tag name	Description
CV1	1TI1302.PV	Reactor A middle temperature
CV2	1TI1322.PV	Reactor B middle temperature
CV3	1TI1342.PV	Reactor C middle temperature
CV4	1QI1306.PV	Reactor A tail O ₂ concentration
CV5	1QI1326.PV	Reactor B tail O ₂ concentration
CV6	1QI1346.PV	Reactor C tail O ₂ concentration
CV7	1QI1304.PV	Reactor A tail CO _x concentration
CV8	1QI1324.PV	Reactor B tail CO _x concentration
CV9	1QI1344.PV	Reactor C tail CO _x concentration
CV10	1QI4CBA.PV	4CBA soft sensor value
CV11	ARC1203.PV	atom ratio of catalyst and accelerant
CV12	1FC1302.OP	feed flow control valve in Reactor A
CV13	1FC1322.OP	feed flow control valve in Reactor B
CV14	1FC1342.OP	feed flow control valve in Reactor C
CV15	1FC1215.OP	flow control valve of fresh catalyst
CV16	1FC1218.OP	flow control valve of fresh bromine

图 5 是一些关键 CV 的投运效果图，从图中可以看出 CV 波动方差有明显的降低。通过在 PTA 装置上的工业应用，可以得到以下结论：通过本文提出的自适应 MPC 技术，将装置测试、模型辨识、控制器仿真、控制器投运以一种并行的方式进行，节省了实施成本，估计至少提高 MPC 投运与维护的效率达 3 倍以上。

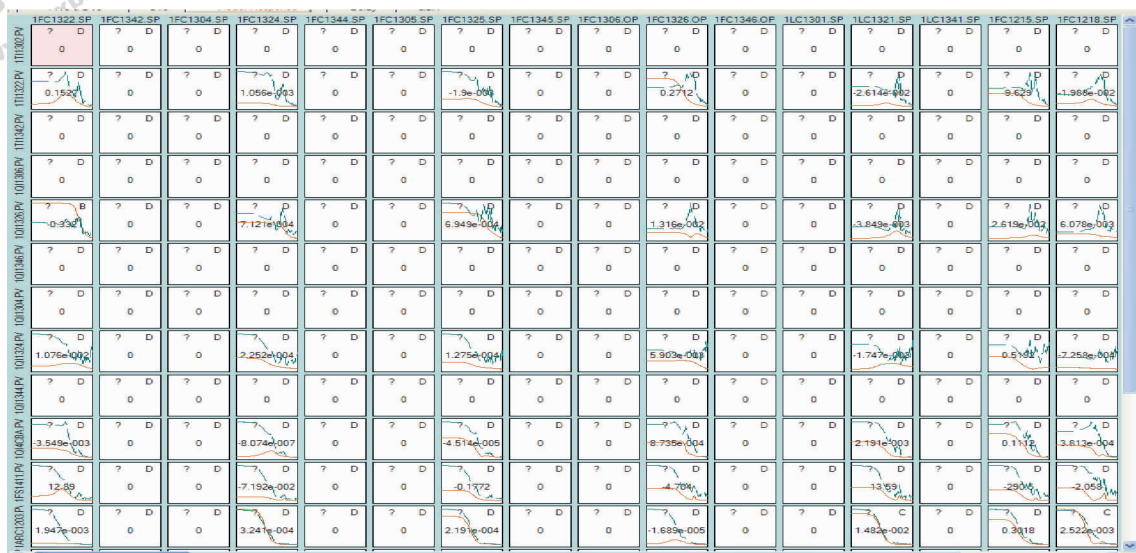


图 4 频率响应及误差上限图

Fig. 4 Plots of frequency response and error upper bound

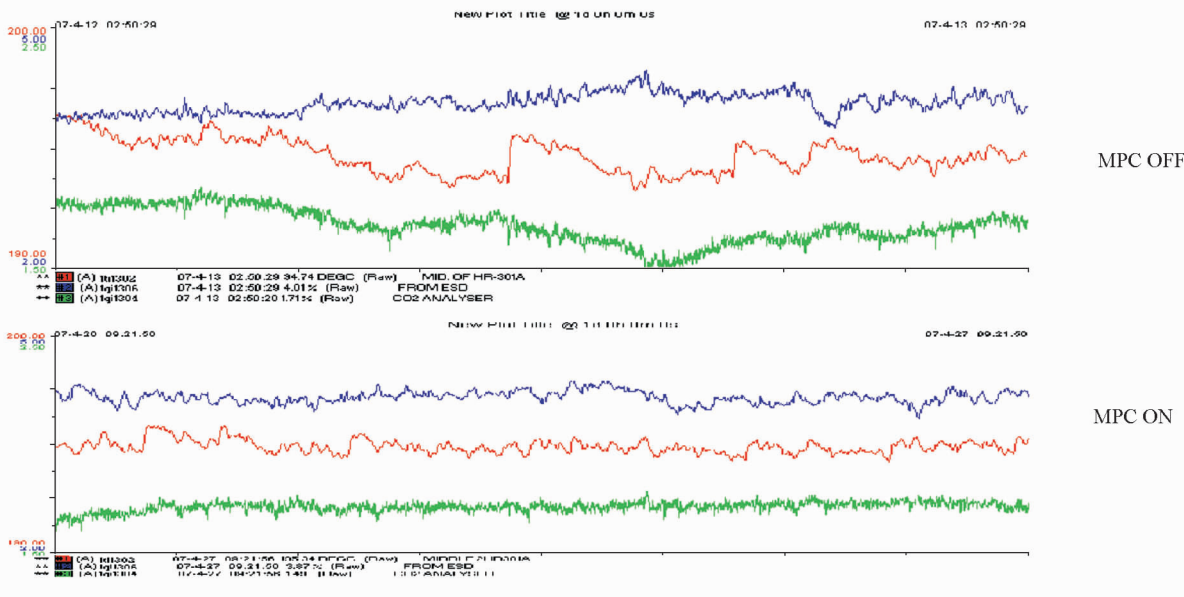


图 5 1TI1302、1QI1306、1QI1304 投运效果图

Fig. 5 Plots of CVs 1TI1302, 1QI1306 and 1QI1304

4 结 论

提出了新一代的自适应 MPC 控制器。它由 MPC 控制模块、在线辨识模块、性能监控模块 3 部分组成，以并行的方式执行测试、辨识、仿真、投运等任务，保证控制器性能始终处于最佳状态。因此，与其他传统的 MPC 技术相比，提高 MPC 投运与维护的效率至少 3 倍以上。自适应 MPC 控制技术在 PTA 装置应用表明了该技术的可行性。本文提出的自适应 MPC 技术，还有许多问题值得

进一步的研究，如参数自整定、控制器自仿真、模型质量评价。

References

- [1] Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 2003, **11** (7): 733-764
- [2] Zhu Y C. Multivariable process identification for MPC: the asymptotic method and its applications. *Journal of Process Control*, 1998, **8** (2): 101-115
- [3] Zhu Y C. System identification for process control; recent

- progress and outlook: Plenary Presentation at IFAC SYSID Symposium [R]. Newcastle, Australia, 2006
- [4] Kalafatis A, Patel K, Harmse H, Zheng Q. Multivariable step testing for MPC projects reduces crude unit testing time. *Hydrocarbon Processing*, 2006, **2**: 93-100
- [5] Kothare M V, Balakrishnan V, Morari M. Robust constrained model predictive control using linear matrix inequalities. *Automatica*, 1996, **32** (10): 1361-1379
- [6] Al-Ghazzawi A, Ali E, Nouh A, Zafiriou E. On-line tuning strategy for model predictive controllers. *Journal of Process Control*, 2001, **11** (3): 265-284
- [7] Wan Z Y, Kothare M V. An efficient off-line formulation of robust model predictive control using linear matrix inequalities. *Automatica*, 2003, **39** (6): 837-846
- [8] Xu Zuhua (徐祖华), Zhao Jun (赵均), Qian Jixin (钱积新). Robust design method of predictive controller parameter based on min-max ruler. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)*(化工学报), 2004, **55** (4): 613-617
- [9] Clark D W. Adaptive predictive control. *A. Rev. Control*, 1996, **20**: 83-94
- [10] Huang S N, Tan K K, Lee T H. Adaptive GPC control of melt temperature in injection moulding. *ISA Transactions*, 1999, **38**: 361-373
- [11] Zhu Y C. Multivariable System Identification for Process Control. Oxford: Elsevier Science, 2001
- [12] Ljung L. Asymptotic variance expressions for identified black-box transfer function models. *IEEE Trans. Autom. Control*, 1985, **30** (9): 834-844
- [13] Ljung L, Yuan Z D. Asymptotic properties of black-box identification of transfer functions. *IEEE Trans. Autom. Control*, 1985, **30** (6): 514-530
- [14] Tulleken H J A F. Generalized binary noise test-signal concept for improved identification-experiment design. *Automatica*, 1990, **26** (1): 37-49
- [15] Wu Mingguang (吴明光), Qian Jixin (钱积新). Multi-objective and layered steady-state optimization method of model predictive control. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)* (化工学报), 2005, **56** (1): 105-109
- [16] Zhao Jun (赵均), Li Tianpeng (李田鹏), Qian Jixin (钱积新). Key technology and industrial application of model predictive control engineering software. *Journal of Jilin University* (吉林大学学报), 2004, **22** (4): 341-345
- [17] Li Tianpeng (李田鹏), Zhao Jun (赵均), Qian Jixin (钱积新). Application of multi-variable model predictive control on an acetaldehyde distillation units. *Chemical Industry and Engineering Process* (化工进展), 2004, **23** (12): 1342-1345