



多变量半自适应预测控制系统架构

郑洪宇^{1,2}, 王鹏^{2,3}, 邹涛^{2*}, 胡静涛², 于海斌^{2*}

1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819
 2. 中国科学院沈阳自动化研究所工业控制网络与系统研究室, 沈阳 110016
 3. 中国科学院大学, 北京 100049
- * 通信作者. E-mail: zoutao@sia.cn, yhb@sia.cn

收稿日期: 2017-12-25; 接受日期: 2018-02-26; 网络出版日期: 2019-01-08

国家重点研发计划 (批准号: 2017YFA0700303, 2017YFB0603703) 和国家自然科学基金 (批准号: 61773366, 61533015) 资助项目

摘要 针对模型因素引起的预测控制性能退化问题, 本文提出一种多变量半自适应预测控制系统架构. 该架构将传统的控制模式改变为测试模式, 变传统的设定值控制为区间控制, 从而实现了测试过程中输出变量的约束满足. 所提出的半自适应预测控制体系架构能够在确保生产正常进行的前提下, 实现过程的开环测试, 提高测试效率, 并通过极大化测试信号的幅值来确保测试过程的信噪比. 进一步地, 将该框架从约束预测控制扩展到双层结构预测控制, 引入平衡系数实现经济效益与测试之间的平衡. 本文提及的测试方法是一种在线开环测试, 避免了闭环测试过程中测试输入信号与不可测噪声的相关性问题. 仿真实例验证了该方法的有效性.

关键词 自适应控制, 模型预测控制, 系统辨识, 参数估计, 区间控制

1 引言

模型预测控制 (model predictive control, MPC) 是一种能够处理多变量、约束、纯滞后等问题的控制算法, 目前在工业的各个领域中的应用广泛. 其通过预测模型预测未来时刻的输出, 并通过二次性能指标得到最优的控制作用. 预测模型的精确度是 MPC 实施成功与否的关键因素之一^[1], 不准确的预测模型会导致大的预测偏差, 进而影响控制效果. 另外, 目前工业应用中广泛采用双层结构的 MPC, 其稳态目标计算 (steady-state target calculation, SSTC) 层的稳态模型来自动态优化 (dynamic optimization, DO) 层动态模型的稳态增益, 稳态增益直接影响最优的经济工作点. 因此, 模型的精确度不仅仅影响控制效果, 同样影响生产效益.

在 MPC 的实施过程中, 主要包括如下阶段^[2,3]: (1) 效益分析与初步设计, (2) 预测试, (3) 动态响应测试与模型辨识, (4) 控制器离线仿真与参数整定, (5) 控制器投运与培训, (6) 控制器维护. 通常预

引用格式: 郑洪宇, 王鹏, 邹涛, 等. 多变量半自适应预测控制系统架构. 中国科学: 信息科学, 2019, 49: 57-73, doi: 10.1360/N112017-00190
Zheng H Y, Wang P, Zou T, et al. A framework for multi-variable, semi-adaptive predictive control system (in Chinese). Sci Sin Inform, 2019, 49: 57-73, doi: 10.1360/N112017-00190

测试采用开环阶跃测试辨识过程模型, 过程测试和模型辨识占整个工程实施 50% 以上的时间^[4]. 由于生产装置的生命周期特征、设备磨损、结垢、产品特性以及操作条件改变等因素, 导致过程动态特性具有慢时变性, 而模型与装置之间的误差, 是影响预测控制器性能的主要因素之一. 为了确保 MPC 效果和经济效益, 有必要在模型预测出现较大偏差时, 通过二次辨识更新预测模型. 二次辨识过程中, 如果断开控制器, 产品质量将不能达到要求, 同时危及生产安全. 具有在线闭环辨识的自适应机制是解决上述问题的有效方法^[5,6]. 通常闭环辨识分为直接过程辨识和间接过程辨识. 间接过程辨识中, 控制器模型必须已知, 通过闭环模型计算过程模型. MPC 的控制器模型不具有明确的表达式, 因此间接过程辨识不适用于预测控制系统的对象辨识.

针对 MPC 的在线辨识, 近年来得到广泛的关注. MPC (model predictive control and identification)^[7] 将辨识需要的持续激励条件转变为约束优化问题, 该方法改变原有 MPC 的凸优化问题为非凸优化问题. Žáčková 等^[8] 提出两阶段法, 第一阶段为预测控制, 实现控制轨迹的最优; 第二阶段通过最大最小化信息矩阵的奇异值建立持续激励的输入信号, 该阶段为非线性优化问题. 文献 [9] 提出 MRI (MPC relevant identification) 方法, 该方法不仅考虑了辨识模型的精确度, 而且还考虑了模型的预测能力. 文献 [10] 提出 PE-MPC (persistently exciting model predictive control) 结构, 即在 MPC 的优化问题中引入持续的激励信号作为约束条件. 文献 [11] 采用迭代的最小二乘方法, 将评价参数估计质量的信息矩阵作为预测控制目标函数的一部分, 减少闭环辨识对控制系统的影响. 文献 [12] 提出一种具有鲁棒性的 MPC 闭环辨识方法, 并成功在非线性聚合反应堆模拟器上应用. 文献 [13] 指出闭环辨识的主要问题是辨识目标和控制目标之间的冲突, 其通过引入控制不变集, 在该集合内实现辨识的持续激励, 继而保证系统的稳定性. Anderson 等^[14] 在文献 [13] 的基础上, 引入概率不变集, 以确保具有足够大的概率 (而不是确定性) 不变性, 从而扩大了 MPC 控制器的适应范围. 文献 [15] 提出一种基于双层结构预测控制的闭环辨识方法: 在 SSTC 层中引入由二值 (-1 和 1) 组成的对角矩阵, DO 层采用区间预测控制算法, 设置输入变量加权系数取较大值, 通过 CONTSID (continuous-time system identification) 工具箱辨识过程对象. 仿真说明了该方法在确保被控变量满足约束的同时, 具有良好的辨识效果. Zhu 等^[16] 提出一种半自动 MPC 系统, 首先, 对现运行 MPC 控制器进行性能评估, 如果性能低于预期则启动辨识过程, 辨识过程采用渐进辨识方法; 最后, 用得到新的符合要求的辨识模型更新控制器模型, 从而实现 MPC 控制器性能的恢复.

在实际的工业应用中, 特别是化工过程, MPC 的控制目标并不是调节所有的被控变量稳定到固定的设定值, 而是控制在一定的期望区间内, 即区间控制. 区间控制允许被控变量在用户定义的控制区间内波动, 而非定值控制, 增加了系统的自由度. 本文提出的半自适应 MPC 系统框架, 转变控制模式为测试模式, 在区间 MPC 的基础上, 以正交四值激励信号作为测试输入, 采用幅值和效益平衡系数, 保持生产安全和效益的前提下, 极大化信噪比, 提高多变量动态控制模型的建模效率, 解决由于模型失配导致的控制器性能下降问题. Zhu 等在文献 [16] 中提出完整的自适应预测控制系统的定义: 对于预测控制器设计, 自适应预测控制系统能够自动的对控制器进行投运和实时维护, 即文中提及的预测控制实施中的步骤 (2)~(6). 本文提及的预测控制系统与真正意义上的自适应预测控制系统还有一定的差距, 因此在借鉴文献 [16] 中提出半自动 MPC 系统 (semi-automatic MPC system) 的概念, 在参考相关文献的基础上, 称之为“半自适应”. 与文献 [15,16] 不同, 本文方法中提及的辨识信号直接作用给对象, 是一种在线开环辨识, 解决闭环辨识的最基本问题: (1) 辨识所需的充分激励信号与系统平稳运行的矛盾; (2) 辨识输入信号与不可测噪声的相关性^[17]. 另外本文提及方法在辨识过程中, 不需要增加新的约束条件, 且不转变优化形式, 仍保持 MPC 为求解 QP 优化问题, 无需额外计算量.

本文首先简单介绍了区间 MPC 和半自适应 MPC 系统框架, 然后在此基础上详细阐述了面向约

束 MPC 和双层结构 MPC 测试模式的结构和方法, 通过仿真验证了本文提及方法的有效性; 最后对全文进行了总结.

2 区间 MPC

2.1 预测模型

假设一线性时不变多变量系统, 被控变量 y_i 在操作变量 u_j 和可测扰动变量 v_l 的作用下, 阶跃响应系数分别为 $\mathbf{g}_{ij} = [g_{ij}(1), \dots, g_{ij}(N)]^T$ 和 $\mathbf{h}_{il} = [h_{il}(1), \dots, h_{il}(N)]^T$, 其中 $i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; l = 1, \dots, q; N$ 为建模时域; 对于稳定系统而言, $g_{ij}(N) \approx g_{ij}(N+1), h_{il}(N) \approx h_{il}(N+1)$. 在 k 时刻, 在 M 个操作变量增量 $\Delta u_j(k), \dots, \Delta u_j(k+M-1)$ 以及 $\Delta v(k)$ 的作用下, 模型输出预测值可写成如下形式:

$$\tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k) = \tilde{\mathbf{y}}_{P0}(k) + \mathbf{G}\Delta\mathbf{u}_M(k) + \mathbf{H}\Delta\mathbf{v}(k), \quad (1)$$

其中 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ 为被控变量; $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^m$ 为操作变量; $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^q$ 为可测扰动变量; M 和 P 分别表示控制时域和预测时域; $\tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k) = [\tilde{\mathbf{y}}_{1,PM}(k), \dots, \tilde{\mathbf{y}}_{n,PM}(k)]^T$; $\tilde{\mathbf{y}}_{P0}(k) = [\tilde{\mathbf{y}}_{1,P0}(k), \dots, \tilde{\mathbf{y}}_{n,P0}(k)]^T$; $\tilde{\mathbf{y}}_{i,P0}(k)$ 和 $\tilde{\mathbf{y}}_{i,PM}(k)$ 分别表示第 i 个被控变量初始预测值和预测值; $\Delta\mathbf{u}_M(k) = [\Delta\mathbf{u}_{1,M}(k), \dots, \Delta\mathbf{u}_{m,M}(k)]^T$, $\Delta\mathbf{u}_{j,M}(k) = [\Delta u_j(k), \dots, \Delta u_j(k)]^T$; $\Delta\mathbf{v}(k) = [\Delta v_1(k), \dots, \Delta v_q(k)]^T$. 因为扰动无法预测, 因此通常假设 $v_l(k) = v_l(k+1) \cdots = v_l(k+P), \Delta v_l(k) = v_l(k) - v_l(k-1)$.

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{11} & \mathbf{G}_{12} & \cdots & \mathbf{G}_{1m} \\ \mathbf{G}_{21} & \mathbf{G}_{22} & \cdots & \mathbf{G}_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{G}_{n1} & \mathbf{G}_{n2} & \cdots & \mathbf{G}_{nm} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{11} & \mathbf{H}_{12} & \cdots & \mathbf{H}_{1q} \\ \mathbf{H}_{21} & \mathbf{H}_{22} & \cdots & \mathbf{H}_{2q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{H}_{n1} & \mathbf{H}_{n2} & \cdots & \mathbf{H}_{nq} \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{G}_{ij} = \begin{bmatrix} g_{ij}(1) & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{ij}(M) & \cdots & g_{ij}(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ g_{ij}(P) & \cdots & g_{ij}(P-M+1) \end{bmatrix}; \quad \mathbf{H}_{il} = \begin{bmatrix} h_{il}(1) \\ \vdots \\ h_{il}(M) \\ \vdots \\ h_{il}(P) \end{bmatrix}.$$

对于积分过程, 当系统达到“稳态”时, $g_{ij}(N) - g_{ij}(N-1) \approx g_{ij}(N+1) - g_{ij}(N), h_{il}(N) - h_{il}(N-1) \approx h_{il}(N+1) - h_{il}(N)$. 针对具有积分过程的线性不稳定对象, 文献 [2] 阐述了一种与稳定过程同样形式的动态矩阵控制算法, 并采用改进后的移位矩阵和校正向量解决模型截断产生的模型误差问题及不可测噪声的积分作用问题. 因此, 虽然本文所述系统以稳定过程为例, 但同样适用于积分过程.

2.2 滚动优化

预测控制是一种滚动优化控制, 即在每个控制周期, 更新系统初始状态, 通过求解带有约束的最优化问题, 得到当前时刻的最优控制作用. 在实际的工业 MPC 控制器中, 被控变量的控制目标分为: 设定值、区间、参考轨迹和“漏斗”形^[18], 如图 1 所示.

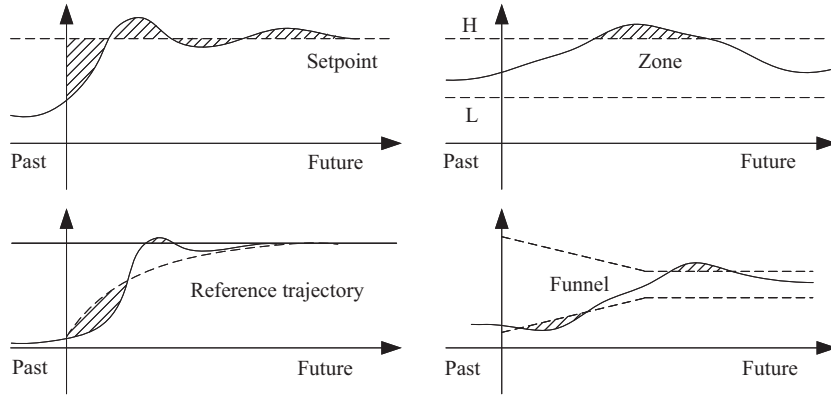


图 1 被控变量的控制目标: 设定点、区间、参考轨迹和“漏斗”形

Figure 1 Control objective of controlled variable: setpoint, zone, reference trajectory and funnel

图 1 中阴影部分表示惩罚区域. 采用固定的设定值为被控变量的控制目标可能导致输入较大的波动, 进而导致系统不稳定. 区间控制不要求被控变量严格地跟踪设定值, 而是保持在设定的区间内, 通常区间的上下限被视为被控变量的软约束. 当设置区间的上限和下限相等时, 即为设定值控制. 参考轨迹的思想是在当前值和理想设定值之间画一条一阶曲线, 并将该曲线作为设定值的轨迹. SMC-Idcom, HIECON 和 PFC 的 MPC 控制器均采用参考轨迹作为被控变量的控制目标. Honeywell 的 RMPCT 控制器采用“漏斗”形的控制方式.

常规的以设定值为控制目标的 MPC 目标函数和约束条件如下 [2]:

$$\begin{aligned}
 \min_{\Delta \mathbf{u}_M} \quad & \mathbf{J} = \|\mathbf{y}_{sp}(k) - \tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \|\Delta \mathbf{u}_M(k)\|_{\mathbf{R}}^2 \\
 \text{s.t.} \quad & \tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k) = \tilde{\mathbf{y}}_{P0}(k) + \mathbf{G}\Delta \mathbf{u}_M(k) + \mathbf{H}\Delta \mathbf{v}(k), \\
 & \mathbf{y}_{LL} \leq \tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k) \leq \mathbf{y}_{HL}, \\
 & \mathbf{u}_{LL} \leq \mathbf{u}_M(k) + \Delta \mathbf{u}_M(k) \leq \mathbf{u}_{HL}, \\
 & \Delta \mathbf{u}_{LL} \leq \Delta \mathbf{u}_M(k) \leq \Delta \mathbf{u}_{HL},
 \end{aligned} \tag{2}$$

其中 $\mathbf{y}_{sp}(k)$ 表示设定值; LL 和 HL 分别表示上下限, \mathbf{y}_{LL} 表示被控变量的下限, 以此类推; \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 分别表示被控变量和控制权矩阵;

文献 [19] 在式 (2) 的基础上, 将设定值 \mathbf{y}_{sp} 作为决策变量, 通过求解新的优化问题, 实现区间控制, 但由于引入新的约束条件 $\mathbf{y}_{sp,LL} \leq \mathbf{y}_{sp} \leq \mathbf{y}_{sp,HL}$ ($\mathbf{y}_{sp,LL}$ 和 $\mathbf{y}_{sp,HL}$ 分别表示被控变量的区间下限和上限), 因此增加了优化求解的计算复杂度. 本文提出的多变量半自适应 MPC 框架中的区间 MPC 采用如下优化形式:

$$\begin{aligned}
 \min_{\Delta \mathbf{u}_M} \quad & \mathbf{J} = \|e_{PM}^{LL}(k)\|_{\mathbf{Q}_{LL}}^2 + \|e_{PM}^{HL}(k)\|_{\mathbf{Q}_{HL}}^2 + \|\Delta \mathbf{u}_M(k)\|_{\mathbf{R}}^2 \\
 \text{s.t.} \quad & \tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k) = \tilde{\mathbf{y}}_{P0}(k) + \mathbf{G}\Delta \mathbf{u}_M(k) + \mathbf{H}\Delta \mathbf{v}(k), \\
 & \mathbf{y}_{LL} \leq \tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k) \leq \mathbf{y}_{HL}, \\
 & \mathbf{u}_{LL} \leq \mathbf{u}_M(k) + \Delta \mathbf{u}_M(k) \leq \mathbf{u}_{HL}, \\
 & \Delta \mathbf{u}_{LL} \leq \Delta \mathbf{u}_M(k) \leq \Delta \mathbf{u}_{HL},
 \end{aligned} \tag{3}$$

其中

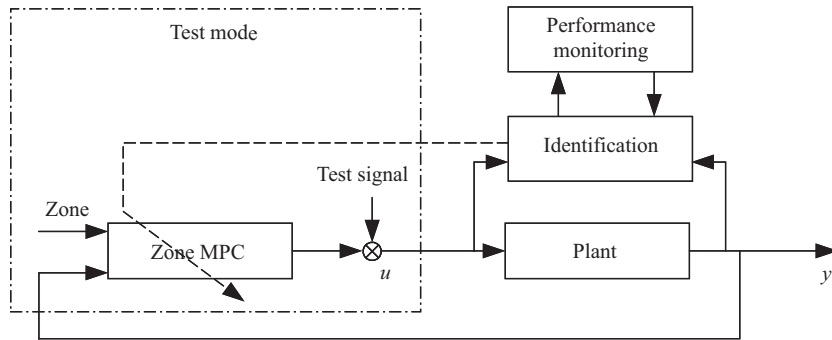


图 2 半自适应 MPC 结构图
Figure 2 Block diagram of the semi-adaptive MPC

$$e_{PM}^{LL} = [\mathbf{y}_{sp,LL} - \tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k)] * \mathbf{L}^1, \quad L_{i,j}^1 = \begin{cases} 1, & \text{for } \tilde{y}_i(k+j|k) < y_{sp,LL}, i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, P; \\ 0, & \text{for } \tilde{y}_i(k+j|k) \geq y_{sp,LL}, i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, P, \end{cases}$$

$$e_{PM}^{HL} = [\tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k) - \mathbf{y}_{sp,HL}] * \mathbf{L}^2, \quad L_{i,j}^2 = \begin{cases} 1, & \text{for } \tilde{y}_i(k+j|k) > y_{sp,HL}, i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, P; \\ 0, & \text{for } \tilde{y}_i(k+j|k) \leq y_{sp,HL}, i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, P. \end{cases}$$

其中“*”表示 Hadamard 积. 式 (3) 的目标函数中第 1 项和第 2 项分别表示对被控变量开环预测值低于区间下限和高于区间上限的惩罚, \mathbf{Q}_{LL} 和 \mathbf{Q}_{HL} 为对应的权矩阵. \mathbf{L}^1 和 \mathbf{L}^2 分别表示违反区间约束的预测值的系数向量, 即当被控变量的预测值满足区间约束时, 对应的系数 ($L_{i,j}^1$ 和 $L_{i,j}^2$) 为 0; 否则, 设置为 1. 对比式 (2) 和 (3), 当 $\mathbf{y}_{sp,HL} = \mathbf{y}_{sp,LL}$, 区间 MPC 等价于设定值 MPC.

3 多输入多输出系统半自适应 MPC

本文提出的半自适应 MPC 结构如图 2. 其包含区间 MPC 模块、辨识模块和性能监测模块. 性能监测模块通过性能评判准则周期检测控制器的性能, 当检测到控制器性能不满足要求时, 进入测试模式. 测试模式中, 测试信号保证测试过程的充分激励, 区间 MPC 模块确保生产过程的约束满足, 实现在线的安全测试. 测试结束后, 利用测试数据辨识被控对象模型, 并更新 MPC 的控制器模型, 此时, 如果控制器性能满足要求, 则停止测试; 否则, 继续测试模式和模型辨识, 直至更新模型后的控制器性能满足要求.

3.1 性能监测模块

控制器的性能指其调节被控变量同控制目标之间偏差的能力, 约束 MPC 性能监控与评估是控制器性能监控与评估的一个分支, 由于 MPC 的复杂性, 传统反馈控制系统的最小方差性能基准理论并不适用于 MPC. 改进的最小方差性能基准、MVC 基准、线性二次 Gauss 基准模型等逐渐被应用到 MPC 的性能评估中. MPC 的性能与控制器的参数整定、模型失配程度等多方面因素有关, 如何评判是否由于模型失配引起的控制器性能变化, 文献 [3] 提出基于低扰动实验的 MPC 模型诊断方法. 该

方法采用正弦测试信号估计不同频率采样点的频率响应, 通过模型与对象的频率响应差异建立模型误差指数矩阵, 并作为模型质量的评判标准. 具体步骤如下:

- (1) 选择 3 个不同的频率点 (低频 w_1 , 中频 w_2 和 高频 w_3), 建立小幅值的测试信号 $r_i(w_1, w_2, w_3)$.
- (2) 进行闭环测试, 并估计在不同频率点的频率响应.
- (3) 计算 85.7% 的 3 个不同频率响应的偏差上限, 若该上限小于设定值, 执行 (4); 否则, 执行 (2).
- (4) 计算当前 MPC 在 3 个不同频率点的频率响应与闭环测试得到的频率响应估计的差值.
- (5) 计算模型误差系数矩阵 **ERR**.
- (6) 如果 **ERR** 的元素大于设定的误差允许值 (通常为 50%), 说明模型质量不合格.

3.2 辨识模块

3.2.1 输入输出模型

本文提及的辨识是原有控制器模型不准确的情况下, 进行模型参数的在线校正. 因此, 首先需要 一个初始模型 (也称为“种子模型”). 首次投运的 MPC 控制器模型即可作为初始模型, 这里将 2.1 小节提及的阶跃响应模型转换为简化的 P 规范型传递函数模型, 其形式为

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{A}_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{A}_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{A}_n \end{pmatrix}}_{\mathbf{A}(z^{-1})} \underbrace{\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}}_{\mathbf{y}(z)} = \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{B}_{11} & \mathbf{B}_{12} & \cdots & \mathbf{B}_{1m} \\ \mathbf{B}_{21} & \mathbf{B}_{22} & \cdots & \mathbf{B}_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{B}_{n1} & \mathbf{B}_{n2} & \cdots & \mathbf{B}_{nm} \end{pmatrix}}_{\mathbf{B}(z^{-1})} \underbrace{\begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_m \end{pmatrix}}_{\mathbf{u}(z)} + \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{C}_{11} & \mathbf{C}_{12} & \cdots & \mathbf{C}_{1q} \\ \mathbf{C}_{21} & \mathbf{C}_{22} & \cdots & \mathbf{C}_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{C}_{n1} & \mathbf{C}_{n2} & \cdots & \mathbf{C}_{nq} \end{pmatrix}}_{\mathbf{C}(z^{-1})} \underbrace{\begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_q \end{pmatrix}}_{\mathbf{v}(z)} + \underbrace{\begin{pmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_n \end{pmatrix}}_{\boldsymbol{\xi}(z)}, \quad (4)$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{A}_i(z^{-1}) = 1 + a_i(1)z^{-1} + a_i(2)z^{-2} + \cdots + a_i(n_{a_i})z^{-n_{a_i}}, \\ \mathbf{B}_{ij}(z^{-1}) = z^{-d_{b_{ij}}} [b_{ij}(0) + b_{ij}(1)z^{-1} + \cdots + b_{ij}(n_{b_{ij}})z^{-n_{b_{ij}}}], \\ \mathbf{C}_{il}(z^{-1}) = z^{-d_{c_{il}}} [c_{il}(0) + c_{il}(1)z^{-1} + \cdots + c_{il}(n_{c_{il}})z^{-n_{c_{il}}}], \\ i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m; l = 1, 2, \dots, q, \end{cases}$$

其中 $\boldsymbol{\xi}(z)$ 为测量噪声; $d_{b_{ij}} \geq 1, d_{c_{il}} \geq 1$ 分别表示输入和扰动纯滞后时间常数. $a_i(1), a_i(2), \dots, a_i(n_{a_i}), b_{ij}(0), b_{ij}(1), \dots, b_{ij}(n_{b_{ij}})$ 和 $c_{il}(0), c_{il}(1), \dots, c_{il}(n_{c_{il}})$ 为待辨识参数.

为快速建立预测控制器, 初始模型也可通过对生产过程中被控变量和操作变量的历史数据分析获取, 通常其具有合理的延迟时间和稳态时间. 在后期的项目运维过程中, 初始模型可以通过在线辨识方法, 不断进行校正和完善.

3.2.2 模型参数辨识

式 (4) 的模型是一种参数模型, 参数模型的辨识方法包括参数估计法、迭代优化、子空间法、神经网络等. 最小二乘法由于其收敛速度快、原理简明、易于编程等特点, 在参数估计领域得到广泛应用. 本文采用带有遗忘因子的递推最小二乘辨识法, 但本文提及的框架并不局限于该辨识方法. 本文主要阐述的是自适应 MPC 的框架, 故在此仅对带有遗忘因子的递推最小二乘法做简单介绍.

令 $\mathbf{y}(k)=[y_1(k), y_2(k), \dots, y_n(k)]^T$, $\mathbf{e}(k)=[\xi_1(k), \xi_2(k), \dots, \xi_n(k)]^T$. 将式 (4) 改写成如下形式:

$$\mathbf{y}(k) = \Phi(k)\boldsymbol{\theta} + \mathbf{e}(k),$$

其中, 待估计参数向量 $\boldsymbol{\theta}$ 和数据向量 $\Phi(k)$ 分别为

$$\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\theta}_{a_1}^T, \dots, \boldsymbol{\theta}_{a_n}^T, \boldsymbol{\theta}_{b_1}^T, \boldsymbol{\theta}_{c_1}^T, \dots, \boldsymbol{\theta}_{b_n}^T, \boldsymbol{\theta}_{c_n}^T]^T,$$

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^T(k) & \mathbf{0} & \bar{\mathbf{u}}_1^T & \bar{\mathbf{v}}_1^T & \mathbf{0} \\ & \ddots & & \ddots & \ddots \\ \mathbf{0} & \mathbf{y}_n^T(k) & \mathbf{0} & \bar{\mathbf{u}}_n^T & \bar{\mathbf{v}}_n^T \end{bmatrix}.$$

递推最小二乘的基本思想为

$$\text{新的估计值 } \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \text{旧的估计值 } \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \text{修正项},$$

由此可以得到如下的最小二乘参数递推公式:

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{K}(k) [\mathbf{y}(k) - \Phi(k)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)], \\ \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k-1)\Phi^T(k) [\mathbf{I}_n - \Phi(k)\mathbf{P}(k-1)\Phi^T(k)]^{-1}, \\ \mathbf{P}(k) = \rho [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\Phi(k)]\mathbf{P}(k-1). \end{cases}$$

上述公式首先需要确定 $\mathbf{P}(k)$ 和 $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$ 的初值, 可通过采集 L 组过程数据, 利用批处理的最小二乘法计算得到 $\mathbf{P}(L)$ 和 $\hat{\boldsymbol{\theta}}(L)$, 也可直接令

$$\begin{cases} \mathbf{P}(0) = \sigma \mathbf{I}, \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}(0) = \boldsymbol{\varepsilon}, \end{cases}$$

其中 σ 为充分大的正实数, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为零向量或充分小的正实向量.

4 面向 MPC 的测试模式

4.1 测试信号

如果模型结构设计正确, 则模型参数辨识的精度直接依赖于输入信号^[20]. 在满足被控变量约束条件下, 实现过程的充分激励是非常重要的.

定义1 (持续激励信号) 输入 $u(k)$ 是 r 阶系统的持续激励信号, 当且仅当 $\overline{\mathbf{R}}_r$ 为非奇异矩阵^[7].

$$\overline{\mathbf{R}}_r = \begin{bmatrix} R_u(0) & R_u(1) & \cdots & R_u(r-1) \\ R_u(1) & R_u(0) & \cdots & R_u(r-2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ R_u(r-1) & R_u(r-2) & \cdots & R_u(0) \end{bmatrix},$$

其中 $R_u(\tau) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u(k+\tau)u^T(k)$.

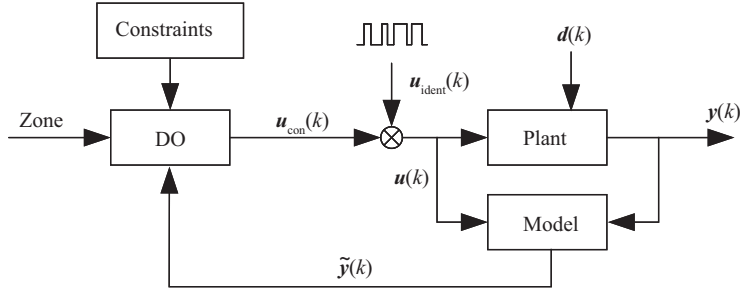


图 3 基于 MPC 的在线综合测试结构图

Figure 3 Structure of online re-identification based on MPC

针对多输入输出系统, 同时激励所有输入将大量节省辨识时间. 如果测试信号互不相关, 那么无论计算方面还是收敛性方面都更容易 [21]. 用于单输入单输出的伪随机二进制序列 (pseudo-random binary sequence, PRBS) 信号不能满足这个要求, 文献 [22] 提出一种改进的正交四值信号, 其由二个周期信号乘积构成.

$$u_i(k) = h_i(k) p(k), \quad (5)$$

其中 $p(k)$ 表示周期为 N_p , 幅值为 $[a, -a \times P]$ 的 PRBS 信号, $P = \frac{\sqrt{N_p+1}-2}{\sqrt{N_p+1}}$. 信号 $h_i(k)$ 的周期为 N_h , 选自阶次为 $N_h = 2^{m-1}$ 的 Hadamard 矩阵 i 行元素. 因此, 单个输入信号的周期长度为 $N_h \times N_p$.

4.2 面向约束 MPC 的测试模式

当性能监测模块检测到控制器性能低于设定指标时, 系统启动测试模式. 为确保生产过程经济效益和生产安全, 同时完成生产装置的自动测试, 本文提及的测试模式采用式 (3) 描述的区间预测控制. 由式 (3) 可以看出, 当被控变量的预测值在区间内时, 操作变量无输出, 此时控制器与被控对象之间断开. 仅当被控变量的预测值超出区间时, 控制器才起作用. 本文基于此思想, 在控制器与被控对象之间增加测试激励信号, 实现约束满足前提下的“开环”辨识. 面向约束 MPC 的测试模式结构图如图 3.

图 3 中, $d(k)$ 为不可测扰动; $u(k) = u_{con}(k) + u_{ident}(k)$, 其中 $u_{con}(k)$ 为控制器输出, $u_{ident}(k)$ 表示可持续激励的测试信号. 由于该测试信号已知 (可以为预先设计的正交的四值信号), 在此假设其具有 M 步预测值, 则式 (1) 的预测输出可表示为

$$\begin{aligned} \tilde{y}_{PM}(k) &= \tilde{y}_{P0}(k) + G\Delta u_M(k) + H\Delta v(k) \\ &= \tilde{y}_{P0}(k) + G(\Delta u_{con,M}(k) + \Delta u_{ident,M}(k)), \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $\Delta u_{con,M}(k)$ 表示未来 M 步预测输出增量值, $\Delta u_{ident,M}(k)$ 表示未来 M 步激励信号增量值, 为已知变量. 则式 (3) 的优化命题变为

$$\begin{aligned} \min_{\Delta u_M} J &= \|e_{PM}^{LL}(k)\|_{Q_{LL}}^2 + \|e_{PM}^{HL}(k)\|_{Q_{HL}}^2 + \|\Delta u_{con,M}(k)\|_{R}^2 \\ \text{s.t. } \Delta u_M(k) &= \Delta u_{con,M}(k) + \Delta u_{ident,M}(k), \\ \tilde{y}_{PM}(k) &= \tilde{y}_{P0}(k) + G\Delta u_M(k), \\ y_{LL} &\leq \tilde{y}_{PM}(k) \leq y_{HL}, \\ u_{LL} &\leq u_M(k) + \Delta u_M(k) \leq u_{HL}, \\ \Delta u_{LL} &\leq \Delta u_M(k) \leq \Delta u_{HL}, \end{aligned} \quad (7)$$

为构建基于 MPC 在线综合测试的统一框架,进一步实现多变量鲁棒控制,在此引入强度幅值 λ , 式 (7) 可修改为

$$\begin{aligned} \min_{\Delta \mathbf{u}_M} J &= \|\mathbf{e}_{PM}^{LL}(k)\|_{\mathbf{Q}_{LL}}^2 + \|\mathbf{e}_{PM}^{HL}(k)\|_{\mathbf{Q}_{HL}}^2 + \|\Delta \mathbf{u}_{\text{con},M}(k)\|_{\mathbf{R}}^2 \\ \text{s.t. } \tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k) &= \tilde{\mathbf{y}}_{P0}(k) + \mathbf{G}(\Delta \mathbf{u}_{\text{con},M}(k) + \lambda \Delta \mathbf{u}_{\text{ident},M}(k)), \\ \mathbf{y}_{LL} &\leq \tilde{\mathbf{y}}_{PM}(k) \leq \mathbf{y}_{HL}, \\ \mathbf{u}_{LL} &\leq \mathbf{u}_M(k) + \Delta \mathbf{u}_M(k) \leq \mathbf{u}_{HL}, \\ \Delta \mathbf{u}_{LL} &\leq \Delta \mathbf{u}_M(k) \leq \Delta \mathbf{u}_{HL}. \end{aligned} \quad (8)$$

当 $\lambda = 0$ 时,系统处于控制模式. 当 $\mathbf{y}_{\text{sp},LL} = \mathbf{y}_{\text{sp},HL}$ 时,式 (8) 等价于式 (3),控制目标对设定值的实时跟踪.

当 $\lambda \neq 0$ 时,系统处于测试模式. 该模式可以理解为具有前馈的 MPC, $\Delta \mathbf{u}_{\text{ident},M}(k)$ 作为激励信号,可视为系统的可测扰动,实现辨识需要的持续激励. $\Delta \mathbf{u}_{\text{con},M}(k)$ 保证系统在控制区间的约束满足. 为驱使操作变量尽可能接近设计的正交持续激励,权系数 \mathbf{R} 应设置较大的数值,以减少 $\Delta \mathbf{u}_{\text{con},M}$ 对测试的影响,尽可能实现“开环”测试.

注: (1) 随着幅值强度 λ 的增加,相应的操纵变量变化幅度及被控变量变化幅度也随之增加,测试效果也将越好,但同时被控变量违反区间约束的可能性也将越大. 工程师可在目标跟踪控制与测试数据质量之间作出优化权衡. 本文目前采用的方法中 λ 为固定值,自适应的取值方法能够优化权衡控制效果与测试数据质量,但不在本文的讨论范围.

(2) 当被控变量违反区间约束时,此时的测试数据为闭环数据. 针对该情况,可对测试数据的“占空比”分析,即计算当前测试过程中闭环数据占有测试数据的百分比. 如果该数值很小,则可视当前数据为开环测试数据,通过开环辨识方法进行模型辨识;否则,需要重新进行测试,或选择闭环辨识方法.

4.3 该方法在双层结构 MPC 的扩展

工业过程中,由于扰动及操作条件的变化,几乎所有的预测控制产品 (RMPCT, PFC, Aspen Target, MVC) 都采用双层结构,即包含 SSTC 层和 DO 层. SSTC 采用 LP (linear program) 或 QP (quadratic program) 计算最优稳态目标^[23,24],消除由于扰动造成的最优操作目标的偏移,同时建立实时优化 (real-time optimization, RTO) 层与预测控制层之间的良好过渡^[25]. 为扩展本文提及方法的应用范围,在此提出适于双层结构 MPC 的测试方法.

SSTC 采用过程的稳态模型,考虑模型输入输出约束的情况下,求解最优的操作条件. 目标函数定义如下:

$$\begin{aligned} \min_{\Delta \mathbf{u}_{SS}} J &= \mathbf{c} \Delta \mathbf{u}_{SS}(k) \\ \text{s.t. } \mathbf{y}_{SS}(k+1) &= \mathbf{G}_0 \Delta \mathbf{u}_{SS}(k) + \tilde{\mathbf{y}}(k+N|k), \\ \mathbf{u}_{SS}(k) &= \mathbf{u}(k-1) + \Delta \mathbf{u}_{SS}(k), \\ \mathbf{y}_{LL} &\leq \mathbf{y}_{SS}(k+1) \leq \mathbf{y}_{HL}, \\ \mathbf{u}_{LL} &\leq \mathbf{u}_{SS}(k) \leq \mathbf{u}_{HL}, \\ \Delta \mathbf{u}_{LL} &\leq \Delta \mathbf{u}_{SS}(k) \leq \Delta \mathbf{u}_{HL}, \end{aligned} \quad (9)$$

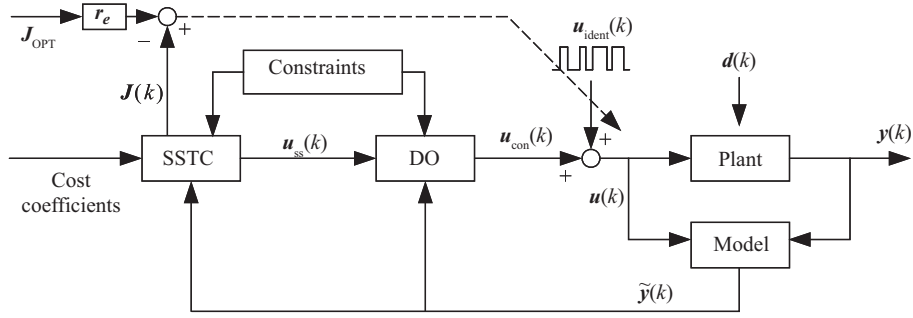


图 4 基于双层结构 MPC 的在线综合测试结构图

Figure 4 Structure of online re-identification based on double-layer MPC

其中 $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_m]$ 分别表示代价系数, \mathbf{G}_0 为稳态增益矩阵; $\tilde{\mathbf{y}}(k + N|k)$ 为当前 k 时刻对未来 $k + N$ 时刻的输出预测值, 下角标 SS (steady-state) 表示稳态, $\Delta \mathbf{u}_{SS}(k)$ 表示当前时刻操作变量的稳态增量, 以此类推.

DO 采用约束预测控制, 在此不作赘述.

双层结构 MPC 充分挖掘生产装置的工艺和设备能力, 实现卡边控制, 最大化生产效益. 为尽可能保持双层结构 MPC 经济效益的前提下, 实现生产过程的在线测试, 本文提出“校准模式”的双层结构 MPC 的测试方法. 该方法通过设置效益“平衡系数 r_e ”适当放松最优的操作条件, 即牺牲经济效益来换取辨识的效率, 如图 4.

图 4 在图 3 的基础上增加了稳态目标计算和效益放松条件, 效益放松条件为

$$\Delta J(k) = J(k) - r_e J_{\text{opt}}, \quad (10)$$

其中 $J_{\text{opt}} = \mathbf{c} \mathbf{u}_{SS}(N)$ 为在无扰动情况下的最优目标值, 可通过式 (9) 得到.

在每个采样时刻, SSTC 计算当前时刻的最优操作目标 $J(k) = \mathbf{c} \mathbf{u}_{SS}(k)$, 及效益放松条件 $\Delta J(k)$. 当 $\Delta J(k) \geq 0$ 时, 说明当前的操作满足设置的经济效益要求, DO 进入到测试过程. 此时为保证测试过程处于放松的效益区间内, 式 (8) 需要增加新的约束条件:

$$\mathbf{C} \mathbf{u}_M(k) - \mathbf{R}_e J_{\text{opt}} \geq 0, \quad (11)$$

其中

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_1 & 0 & \cdots & c_m & 0 \\ & \ddots & & & \ddots \\ 0 & c_1 & \cdots & 0 & c_m \end{bmatrix}_{M \times Mm}; \quad \mathbf{R}_e = \begin{bmatrix} r_e \\ \vdots \\ r_e \end{bmatrix}_{M \times 1}.$$

当 $\Delta J(k) < 0$ 时, 说明当前的操作不满足经济效益要求, DO 继续跟踪 SSTC 的稳态目标, 逼近新的最优稳态目标值. 为直观地描述该方法, 图 5 描述了 2 输入 2 输出的系统的“校准模式”.

图 5 中, 阴影部分表示可行区间; 箭头表示优化方向. 空心圆表示初始操作条件; 红色实心圆表示最优稳态时刻的操作条件; 黑色实心圆表示当前时刻最优操作条件. 红色点划线表示最优操作条件的等高线. 当 $\Delta J(k) \geq 0$ 时 (图 5(b) 中为当前最优操作值 $J(k) \geq r_e J_{\text{opt}}$), $J(k)$ 进入红色阴影部分, 此时, DO 由动态调优过程转换为综合测试过程. 同时可以看出红色阴影部分构成了新的约束条件.

同幅值强度 λ , 随着效益平衡系数 r_e 的增加, 相应的操纵变量变化幅度及被控变量变化幅度也随之增加, 工程师可在经济效益与测试数据质量之间作出优化权衡.

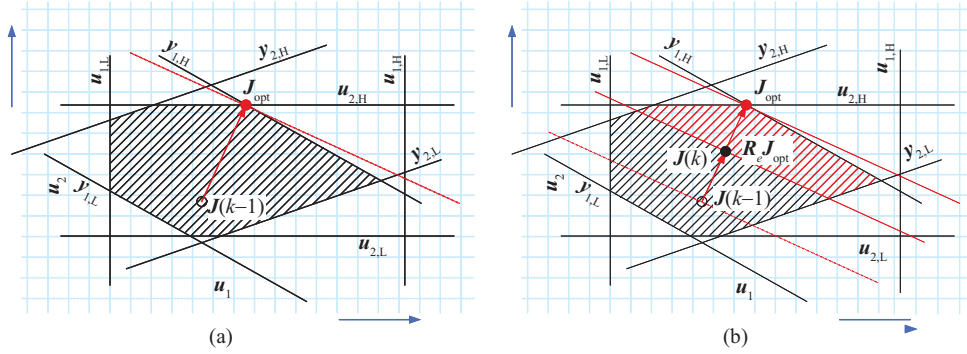


图 5 (网络版彩图) “校准模式” 的几何描述

Figure 5 (Color online) Geometric description of “calibration mode”. (a) Standard SSTC; (b) SSTC with benefit balance coefficient

5 仿真

Shell 重油分馏塔^[26] 是一个有约束的多输入多输出控制对象, 该过程的对象模型:

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

离散化为

$$G(z) = \begin{bmatrix} \frac{0.2359z^{-1}-0.2244z^{-2}}{1-1.8930z^{-1}+0.8958z^{-2}} z^{-9} & \frac{0.058-0.0264z^{-1}-0.0266z^{-1}}{1-1.8930z^{-1}+0.8958z^{-2}} z^{-10} \\ \frac{0.3139-0.2986z^{-1}}{1-1.8930z^{-1}+0.8958z^{-2}} z^{-6} & \frac{0.0945+0.0954z^{-1}-0.1737z^{-2}}{1-1.8930z^{-1}+0.8958z^{-2}} z^{-5} \end{bmatrix},$$

其中操作变量 u_1 和 u_2 分别表示分馏器顶部产品的抽出率, 侧线产品的抽出率; 其上下限约束分别为 $\mathbf{u}_{LL} = [-0.5; -0.5]$, $\mathbf{u}_{HL} = [0.5; 0.5]$. 被控变量 y_1 和 y_2 分别表示分馏器顶部产品的提取成分和侧线产品的提取成分, 其上下限约束分别为 $\mathbf{y}_{LL} = [-0.5; -0.5]$, $\mathbf{y}_{HL} = [0.5; 0.5]$; 被控变量的设定值为 $\mathbf{y}_{SP} = [0.3; -0.1]$; 不可测量噪声 ξ_1 和 ξ_2 分别为

$$\xi_1 = \frac{1}{1-0.95z^{-1}}e(k), \quad \xi_2 = \frac{1+0.5z^{-1}}{1-1.5z^{-1}+0.7z^{-2}}e(k),$$

其中 $e(k)$ 为 0.01 均值的白噪声.

控制器模型为

$$G_{MPC}(s) = \begin{bmatrix} \frac{2.52e^{-27s}}{15s+1} & \frac{3.8e^{-28s}}{45s+1} \\ \frac{2.17e^{-18s}}{45s+1} & \frac{2.15e^{-14s}}{15s+1} \end{bmatrix}.$$

采用有约束的 DMC 算法 (QDMC)^[2] 进行仿真, $P = 50$, $M = 20$. 控制效果见图 6(a), 图中可以看出, 虽然被控变量在上下限的约束范围内, 但由于模型偏差, 被控变量一直在设定值附近上下波动.

采用文献 [3] 提出的基于低扰动实验的 MPC 模型诊断方法进行控制器模型的误差检测. 测试信号选择如下:

$$r_{t1} = 0.13\sin(0.015 \times 2\pi t) + 0.054\sin(0.067 \times 2\pi t - \pi) + 0.11\sin(0.13 \times 2\pi t - 1.5\pi),$$

$$r_{t2} = 0.092\sin(0.015 \times 2\pi t) + 0.052\sin(0.067 \times 2\pi t - \pi) + 0.078\sin(0.13 \times 2\pi t - 1.5\pi),$$

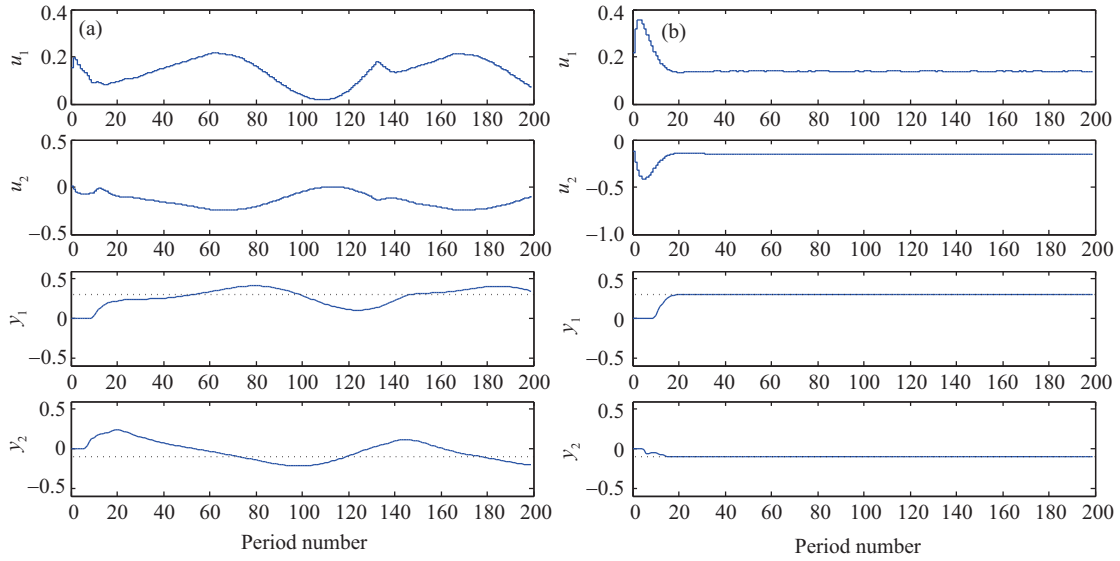


图 6 (网络版彩图) 过程输入输出曲线

Figure 6 (Color online) The input and output curves of process. (a) No controller model updated; (b) controller model updated

表 1 控制器模型的估计误差 (%)

Table 1 Estimated errors of the MPC model (%)

$\begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{bmatrix}$	$f = 0.015 \text{ Hz}$	$f = 0.067 \text{ Hz}$	$f = 0.13 \text{ Hz}$
Estimated errors (%)	$\begin{bmatrix} 116.3 & 89.5 \\ 99.1 & 66.7 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 70.5 & 96.0 \\ 108.3 & 98.9 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 92.1 & 98.6 \\ 97.4 & 98.0 \end{bmatrix}$

分别将测试信号施加到设定值上进行测试. 并计算当前控制器模型和被控对象的频率响应, 见表 1. 则模型误差系数矩阵 **ERR** (%):

$$\mathbf{ERR} = 0.4 \times \begin{bmatrix} 116.3 & 99.1 \\ 89.5 & 66.7 \end{bmatrix} + 0.4 \times \begin{bmatrix} 70.5 & 108.3 \\ 96.0 & 98.9 \end{bmatrix} + 0.2 \times \begin{bmatrix} 92.1 & 97.4 \\ 98.6 & 98.0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 93.2 & 102.4 \\ 93.9 & 85.8 \end{bmatrix},$$

此模型的误差系数远大于 50%, 因此, 有必要进行过程测试对模型重新辨识.

根据 4.1 小节设计正交的四值持续激励信号, 如图 7. 将该持续激励作为测试信号, 采用区间预测控制, 被控变量区间上限为 $\mathbf{y}_{sp,HL} = [0.5; 0.4]$, 下限为 $\mathbf{y}_{sp,LL} = [-0.2; -0.4]$. $P = 50$; $M = 20$. 分别设置 $\lambda = 0.8$ 和 $\lambda = 0.4$, 测试过程的输入输出曲线如图 8. 由图 8 可以看出, λ 取值影响控制效果: λ 取值越大, 作为前馈的测试激励信号越大, 控制效果越差 (被控变量波动范围较大, 且被控变量 y_1 和 y_2 分别在采样时刻 $k = 73, 74, 141$ 和 $k = 27 - 30, 67 - 73, 199$, 超出控制区间); 相反, λ 取值越小, 作为测试激励信号越小, 控制效果越好. 图中被控变量的不同颜色说明当前时刻被控变量 M 步开环预测值与控制区间的关系. 其中, 绿色表示预测值超出区间上限, 红色表示预测值超出区间下限, 蓝色表示预测值在控制区间内. 即红色和绿色数据为闭环数据. 对 $\lambda = 0.8$ 和 $\lambda = 0.4$ 时的测试数据进行“占空比”分析, 分别为 $D_{\lambda=0.8} = 14.28\%$, $D_{\lambda=0.4} = 1.00\%$. 因为数值很小, 可视当前数据为开环测试数据, 通过开环辨识方法对模型辨识.

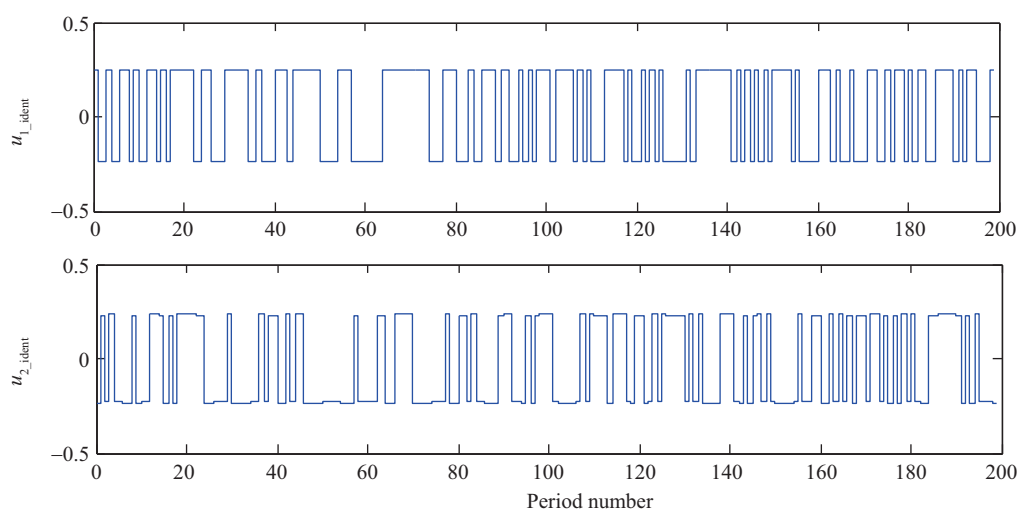


图 7 (网络版彩图) 正交的 PRBS 信号
Figure 7 (Color online) The orthogonal PRBS signals

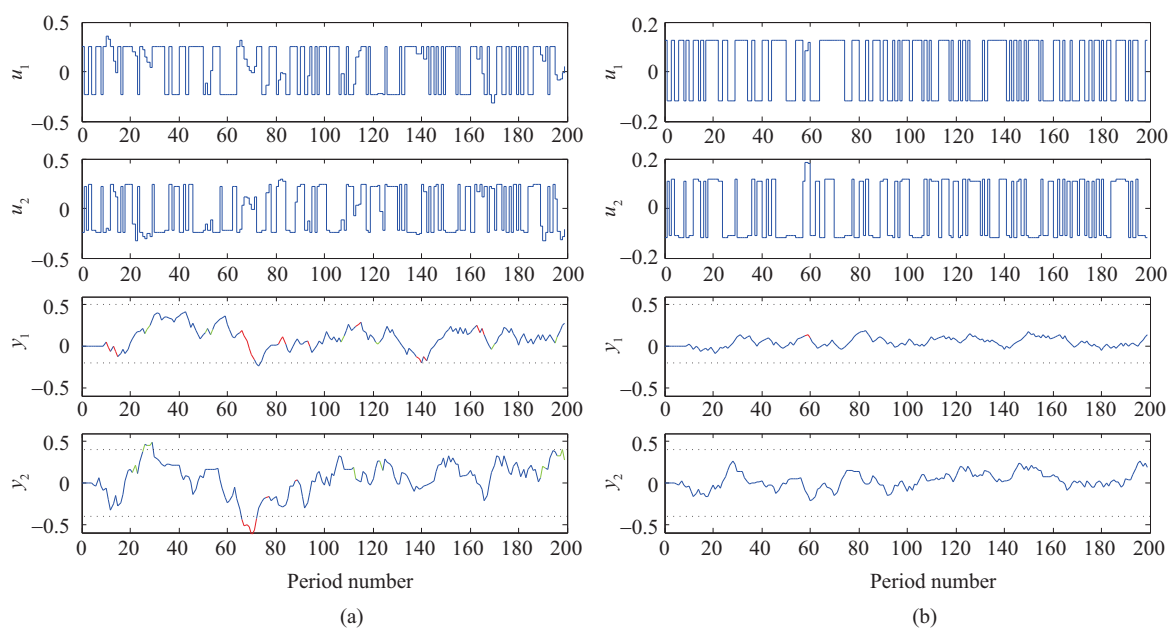


图 8 (网络版彩图) 在线测试过程的被控对象输入输出

Figure 8 (Color online) Inputs and outputs for the online comprehensive testing of the plant. (a) $\lambda = 0.8$; (b) $\lambda = 0.4$

本文采用带有遗忘因子的最小二乘辨识法在线辨识模型参数, 辨识结果见表 2, 被控对象、控制器模型和辨识后模型的阶跃响应见图 9. 由图 9 同样可以得出如下结论: λ 取值越大, 作为测试的激励信号越大, 信噪比越大, 辨识结果越好; λ 取值越小, 作为测试的激励信号越小, 信噪比越小, 辨识结果越差. 从图中也可以看出, 辨识后的模型和实际被控对象的阶跃响应基本重合. 同样, 采用基于低扰动实验的 MPC 模型诊断方法进行新的控制器模型 ($\lambda = 0.8$) 误差检测, 测试信号同图 7, 结果见表 3. 则

表 2 辨识结果
Table 2 Results corresponding comprehensive testing

Parameter	Actual value	$\lambda = 0.8$	$\lambda = 0.4$
$a(1)$	-1.8930	-1.8810	-1.8331
$a(2)$	0.8958	0.8845	0.8393
$b_{11}(0)$	0.0000	0.0000	0.0000
$b_{11}(1)$	0.2359	0.2358	0.2359
$b_{11}(2)$	-0.2244	-0.2215	-0.2103
$b_{12}(0)$	0.0580	0.0581	0.0580
$b_{12}(1)$	-0.0264	-0.0258	-0.0229
$b_{12}(2)$	-0.0266	-0.0261	-0.0248
$b_{21}(0)$	0.0000	0.0000	0.0000
$b_{21}(1)$	0.3139	0.3139	0.3138
$b_{21}(2)$	-0.2986	-0.2949	-0.2799
$b_{22}(0)$	0.0945	0.0946	0.0945
$b_{22}(1)$	0.0954	0.0964	0.1010
$b_{22}(2)$	-0.1737	-0.1713	-0.1625
Total_e ² a)	0.0000	0.0003	0.0075

a) Total_e² 表示辨识参数与实际值偏差的平方和.

模型误差系数矩阵 **ERR** (%):

$$\mathbf{ERR} = 0.4 \times \begin{bmatrix} 37.0 & 54.8 \\ 20.5 & 29.9 \end{bmatrix} + 0.4 \times \begin{bmatrix} 44.9 & 20.8 \\ 42.8 & 53.0 \end{bmatrix} + 0.2 \times \begin{bmatrix} 22.7 & 55.5 \\ 79.9 & 68.2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 37.3 & 41.3 \\ 41.2 & 46.8 \end{bmatrix}.$$

此模型的误差系数小于 50%. 同样, 采用有约束的 DMC 算法 (QDMC)^[2] 进行仿真, 并保持控制参数不变. 控制效果见图 6(b), 从图中可以看出, 被控变量在上下限的约束范围内, 且迅速达到并稳定在设定值. 由此可得出更新后控制器模型能够满足控制要求.

本仿真中控制器模型的假设条件包括: 模型结构正确, 失配仅为时间常数和稳态增益. 在实际的工业过程中, 模型结构及失配程度可能远远偏离本假设条件. 另外, 当幅值强度 λ 或模型失配过大, 以及控制器参数设置等因素, 可能导致本方法在辨识过程中不能实时满足区间控制的要求 (如图 8(a)), 此时, 需要减少测试信号强度幅值 λ , 或切换为人工手动测试.

6 结论

本文针对多输入输出系统, 阐述了一种半自适应 MPC 策略. 该方法以四值正交激励信号作为测试信号, 采用区间预测控制转变控制模式为综合测试模式. 针对约束预测控制, 通过强度幅值 λ 实现测试过程中信噪比的最大化; 针对双层结构 MPC, 引入效益平衡系数 r_e , 实现经济效益与测试数据质量之间的权衡. 另外, 该方法属于在线开环测试, 避免了闭环测试输入信号与不可测噪声的相关性问题; 同时无需增加约束条件, 不增加任何计算复杂度. 最后通过一个 2 输入 2 输出系统仿真证明了本文提及方法的有效性, 在正确的模型结构下, 综合测试后的模型完全能够满足 MPC 对模型的要求. 本

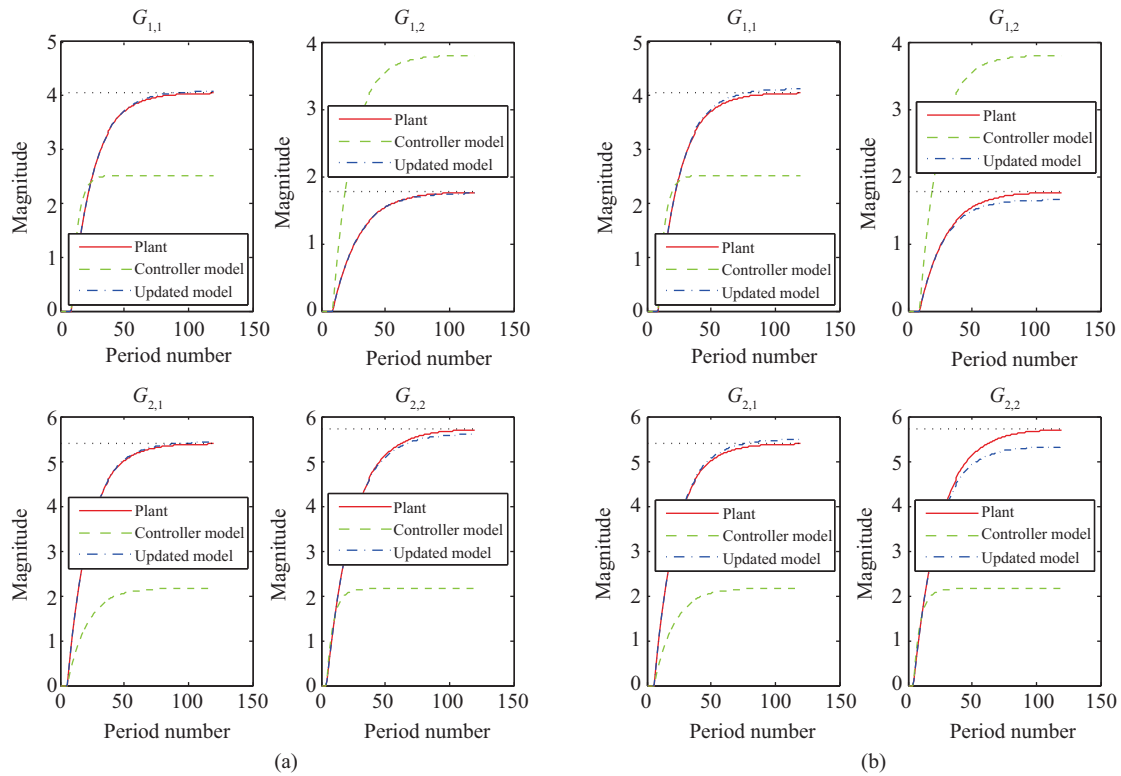


图 9 (网络版彩图) 被控对象的阶跃响应

Figure 9 (Color online) Step response. (a) $\lambda = 0.8$; (b) $\lambda = 0.4$

表 3 更新后控制器模型 ($\lambda = 0.8$) 的估计误差 (%)

Table 3 Estimated errors of the updated MPC model ($\lambda = 0.8$) (%)

$\begin{bmatrix} G_{11} & G_{21} \\ G_{12} & G_{22} \end{bmatrix}$	$f = 0.015 \text{ Hz}$	$f = 0.067 \text{ Hz}$	$f = 0.13 \text{ Hz}$
Estimated errors (%)	$\begin{bmatrix} 37.0 & 20.5 \\ 54.8 & 29.9 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 44.9 & 42.8 \\ 20.8 & 53.0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 22.7 & 79.9 \\ 55.5 & 68.2 \end{bmatrix}$

文中幅值强度 λ 和效益平衡系数 r_e 为定值, 在线自适应的取值方法能够权衡经济效益和测试数据量以及控制效果和测试数据量, 但在本文的讨论范围。

参考文献

- 1 Strutzel F A M, Bogle I D L. Assessing plant design with regard to MPC performance. *Comput Chem Eng*, 2016, 94: 180–211
- 2 Zou T, Ding B C, Zhang D. MPC: An Introduction to Industrial Applications. Beijing: Chemical Industry Press, 2010. 94, 100–106 [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. 94, 100–106]
- 3 Zhang K K, Ji G L, Zhu Y C. A method of MIMO model error detection for MPC systems. *J Process Control*, 2012, 22: 535–542
- 4 Heirung T A N, Foss B, Ydstie B E. MPC-based dual control with online experiment design. *J Process Control*, 2015, 32: 64–76
- 5 Heirung T A N, Ydstie B E, Foss B. Dual adaptive model predictive control. *Automatica*, 2017, 80: 340–348

- 6 Darby M L, Nikolaou M. Identification test design for multivariable model-based control: an industrial perspective. *Control Eng Practice*, 2014, 22: 165–180
- 7 Genceli H, Nikolaou M. New approach to constrained predictive control with simultaneous model identification. *AIChE J*, 1996, 42: 2857–2868
- 8 Žáčková E, Privara S, Pčolka M. Persistent excitation condition within the dual control framework. *J Process Control*, 2013, 23: 1270–1280
- 9 Potts A S, Romano R A, Garcia C. Improving performance and stability of MPC relevant identification methods. *Control Eng Practice*, 2014, 22: 20–33
- 10 Marafioti G, Bitmead R R, Hovd M. Persistently exciting model predictive control. *Int J Adaptive Control Signal Process*, 2014, 45: 536–552
- 11 Heirung T A N, Erik Y B, Foss B. Towards dual MPC. *IFAC Proc Vol*, 2012, 45: 502–507
- 12 Bustos G A, Ferramosca A, Godoy J L, et al. Application of model predictive control suitable for closed-loop re-identification to a polymerization reactor. *J Process Control*, 2016, 44: 1–13
- 13 González A H, Ferramosca A, Bustos G A, et al. Model predictive control suitable for closed-loop re-identification. *Syst Control Lett*, 2014, 69: 23–33
- 14 Anderson A, Gonzalez A H, Ferramosca A, et al. Probabilistic invariant sets for closed-loop re-identification. *IEEE Latin Am Trans*, 2016, 14: 2744–2751
- 15 Sotomayor O A Z, Odloak D, Moro L F L. Closed-loop model re-identification of processes under MPC with zone control. *Control Eng Practice*, 2009, 17: 551–563
- 16 Zhu Y C, Patwardhan R, Wagner S B, et al. Toward a low cost and high performance MPC: the role of system identification. *Comput Chem Eng*, 2013, 51: 124–135
- 17 Forssell U, Ljung L. Closed-loop identification revisited. *Automatica*, 1999, 35: 1215–1241
- 18 Qin S J, Badgwell T A. An overview of industrial model predictive control technology. *Control Eng Pract*, 1997, 93: 232–256
- 19 González A H, Odloak D. A stable MPC with zone control. *J Process Control*, 2009, 19: 110–122
- 20 Pang Z H, Cui H. *System Identification and Adaptive Control MATLAB Simulation*. Beijing: Beihang University Press, 2013. 20 [庞中华, 崔红. 系统辨识与自适应控制 MATLAB 仿真. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013. 20]
- 21 Isermann R, Münchhof M. *Identification of Dynamic Systems*. Berlin: Springer, 2011. 184–190
- 22 Pintelon R, Schoukens J. *System Identification: A Frequency Domain Approach*. Piscataway: IEEE Press, 2001. 304–306
- 23 Beal L D R, Park J, Petersen D, et al. Combined model predictive control and scheduling with dominant time constant compensation. *Comput Chem Eng*, 2017, 104: 271–282
- 24 Li S Q, Ding B C. An overall solution to double-layered model predictive control based on dynamic matrix control. *Acta Autom Sin*, 2015, 41: 1857–1866 [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: 1857–1866]
- 25 Darby M L, Nikolaou M, Jones J, et al. RTO: an overview and assessment of current practice. *J Process Control*, 2011, 21: 874–884
- 26 Prett D M, Morari M. *The Shell Process Control Workshop*. Boston: Butterworths, 1987

A framework for multi-variable, semi-adaptive predictive control system

Hongyu ZHENG^{1,2}, Peng WANG^{2,3}, Tao ZOU^{2*}, Jingtao HU² & Haibin YU^{2*}

1. *College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;*

2. *Industrial Control Networks and Systems Department, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;*

3. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*

* Corresponding author. E-mail: zoutao@sia.cn, yhb@sia.cn

Abstract In view of the degradation of predictive control performance caused by model mismatch, a multi-variable, semi-adaptive zone predictive control system framework is presented. The proposed framework changes the traditional control mode to testing mode and turns set-point to zone control, thereby realizing the constraint satisfaction of the output variables of the test process. For the constraint zone model's predictive control in the integrated testing mode, the amplitude strength of testing input signals is introduced to realize the constraint guarantee function and signal-to-noise ratio maximization. The framework implements the open-loop test to improve test efficiency under the premise of production on the rails. The signal-to-noise ratio of the testing process is ensured by maximizing the test signal amplitude. Furthermore, the framework is extended from constrained to two-layer model predictive control, and the benefit balance coefficient is introduced to realize the balance between economic benefit and testing. The method proposed in the paper is a type of on-line open-loop identification, which solves the problem of the correlation between input signals and noises in closed-loop identification. The simulation results verify the effectiveness of the method.

Keywords adaptive control, model predictive control, system identification, parameter estimation, zone control



Hongyu ZHENG was born in 1986. He received his M.S. degree from Shenyang University of Chemical Technology, China, in 2011. Currently, he is a Ph.D. student in the College of Information Science and Engineering of Northeastern University. His research interests include advanced process control, optimization, and model predictive control.



Peng WANG was born in 1989. He received his M.S. degree in electrical engineering from the HIT, Harbin in 2013. Currently, he is pursuing his Ph.D. degree at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interests include cyber-physical production systems, multi-agent system, and smart manufacturing.



Tao ZOU was born in 1975. He received his Ph.D. degree from Shanghai Jiao Tong University, China in 2005. He is currently a researcher at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interests include model predictive control, advanced process control, and real-time optimization technology and application.



Jingtao HU was born in 1963. He received his M.S. degree from Dalian University of Technology, China in 1988. Currently, he is a researcher at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interests include intelligent detection and control technology and application.