

基于协方差指标预测的 MPC 实时性能监控

田学民¹ 史亚杰¹ 曹玉苹¹

摘要 为利用过程数据实时监控模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 的性能, 提出一种基于协方差预测残差的性能监控方法. 首先在分析模型预测控制器优化函数和控制结构的基础上, 构造包含预测误差、控制量和过程输出的监控变量集, 然后利用滑动时间窗口建立基于协方差的实时性能评价指标. 针对协方差指标缺少控制限的问题, 建立实时协方差指标的时间序列模型, 根据协方差指标的预测残差检测模型预测控制性能下降. 进一步利用基于数据集相似度的性能诊断方法确定性能恶化源. 最后通过 Wood-Berry 二元精馏塔上的仿真研究验证了所提方法的有效性.

关键词 性能监控, 模型预测控制, 协方差, 预测残差, 相似度

引用格式 田学民, 史亚杰, 曹玉苹. 基于协方差指标预测的 MPC 实时性能监控. 自动化学报, 2013, 39(5): 658–663

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.00658

Real-time Performance Monitoring of MPC Based on Covariance Index Prediction

TIAN Xue-Min¹ SHI Ya-Jie¹ CAO Yu-Ping¹

Abstract Aiming at monitoring model predictive control performance real-timely by using process data, a covariance prediction error based performance monitoring method is proposed. On the basis of analyzing MPC optimal objective and control structure, a monitored variable set composed of prediction errors, manipulated variables and process output variables is developed. Then, a covariance based real-time performance assessment index is presented by adopting a moving window. For the problem that covariance index has no control limits, a time sequence model for real-time covariance index is presented. The predictive residual of covariance index is monitored to detect MPC performance deterioration. The source of performance deterioration can be located by using a performance diagnosis method based on data set similarity. Simulations on the Wood-Berry binary distillation column demonstrate the effectiveness of the foregoing scheme.

Key words Performance monitoring, model predictive control (MPC), covariance, predictive residual, similarity

Citation Tian Xue-Min, Shi Ya-Jie, Cao Yu-Ping. Real-time performance monitoring of MPC based on covariance index prediction. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(5): 658–663

收稿日期 2012-05-15 录用日期 2012-11-29

Manuscript received May 15, 2012; accepted November 29, 2012
国家自然科学基金 (61273160), 山东省自然科学基金 (ZR2011FM014) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61273160) and Natural Science Foundation of Shandong Province (ZR2011FM014)

本文客座编委 李少远

Recommended by Guest Editor LI Shao-Yuan

1. 中国石油大学 (华东) 信息与控制工程学院 青岛 266580
1. College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum, Qingdao 266580

模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 是目前工业过程控制领域中最具代表性的先进控制策略^[1-3]. MPC 控制器通常在投产初期具有良好的控制性能, 运行一段时间之后, MPC 控制器的性能会逐渐下降. 这是因为随着市场的变化, 企业对原料和目标产品进行调整, 导致实际工业过程不同于投产初期, 超出了控制器的设计范围. MPC 性能监控首先评价模型控制器的性能, 对性能恶化现象进行报警, 然后诊断性能恶化源. 因此, 研究 MPC 性能监控方法具有重要意义^[4].

1989 年, Harris^[5] 提出了基于最小方差控制 (Minimum variance control, MVC) 的单变量控制器性能评价方法, 标志着控制器性能监控研究的开端. 目前, 控制器性能评价方法主要分为基于模型的方法和数据驱动的方法. Harris^[6-7] 和 Huang^[8-10] 等将最小方差指标扩展到多变量过程. 实际控制系统往往无法实现最小方差控制, 但最小方差基准为后续基准的提出提供了重要启示. 在最小方差基准的基础上, 研究者们提出了更实用的性能基准, 如广义最小方差 (Generalized MV, GMV) 基准^[11-12]、线性二次型高斯 (Linear quadratic Gaussian, LQG) 基准^[13-14] 和用户定义 (User-specified) 基准^[10, 15-16] 等. Jiang 等^[17] 研究了 MPC 控制器的性能评价和模型校验, 提出了一种模型质量评价指标. 上述基于模型的方法是经典的控制器性能评价方法. 近年来, 基于数据驱动的控制器性能评价方法成为研究热点^[18-26]. Schäfer 等^[18] 考虑了 MPC 历史性能指标的自相关性, 提出利用均值图和累积和图对历史性能指标进行残差监控. Qin 等^[19-21] 提出了基于协方差基准的性能指标, 并通过广义特征值分析进一步揭示了控制性能优化/恶化的方向. Zhang 等^[22] 针对基准数据建立了 PCA 模型, 运用自回归滑动平均模型对 T^2 统计量进行滤波, 根据改进的 T^2 统计量评价控制器性能. 目前, 利用协方差基准开展 MPC 实时监控的研究较少, 尚未形成实时评价所需的性能指标.

为了实现 MPC 性能的实时监控, 本文建立了实时协方差指标. 针对协方差指标缺少控制限的问题, 建立实时协方差指标的预测模型, 根据预测残差进行性能评价. 当控制器性能下降时, 利用基于数据集相似度的方法定位性能恶化源. 最后, 在 Wood-Berry 塔上对所提 MPC 实时监控方法的有效性进行验证.

1 基于协方差指标预测的 MPC 实时性能评价

1.1 监控变量集

模型预测控制通常采用二次型优化函数

$$J(k) = \sum_{j=1}^P [\mathbf{r}(k+j) - \hat{\mathbf{y}}(k+j)]^T Q [\mathbf{r}(k+j) - \hat{\mathbf{y}}(k+j)] + \sum_{j=1}^M \Delta \mathbf{u}(k+j-1)^T R \Delta \mathbf{u}(k+j-1) \quad (1)$$

其中, $\hat{\mathbf{y}} \in \mathbf{R}^n$, $\mathbf{r} \in \mathbf{R}^n$ 和 $\Delta \mathbf{u} \in \mathbf{R}^m$ 分别为反馈校正后的模型预测输出、参考轨迹和控制增量, Q 和 R 分别为预测输出误差和控制增量的加权矩阵, P 和 M 分别为预测时域和控制时域, m 和 n 分别为输入和输出的维数.

$J(k)$ 中的第二项为控制增量加权项, 以保持较小的控制增量, 使过程输出方差保持在一定范围内. 因此, 把 MPC 的

控制量纳入监控变量集具有实际意义.

模型预测控制系统可以利用图 1 所示的内模结构描述^[25]. 其中, $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^m$ 为控制作用, $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^n$ 为过程的实际输出, G 为实际过程, \hat{G} 为过程模型, N 为扰动模型, C 为 MPC 控制器, \mathbf{a} 为外部干扰. 模型预测误差 $\mathbf{ep} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}$ 可以表示为

$$\mathbf{ep}(z) = (I + \Delta C)^{-1} \Delta C \mathbf{r}(z) + (I + \Delta C)^{-1} N \mathbf{a}(z) \quad (2)$$

其中, $\Delta = G - \hat{G}$ 表示过程模型与实际过程的失配, I 为单位矩阵. 从式 (2) 可知, 影响预测误差的因素包括外部干扰 \mathbf{a} 、模型对象失配 Δ 和参考轨迹 \mathbf{r} 变化三个方面. 其中参考轨迹的变化已知, 模型失配和外部干扰的变化未知. 为了检测模型失配和外部干扰的变化, 把 MPC 的预测误差纳入监控变量集, 可得扩展之后的监控变量集

$$\mathbf{Y} = [u_1 \cdots u_m \quad ep_1 \cdots ep_n \quad y_1 \cdots y_n] \quad (3)$$

所构造的 MPC 监控变量集不仅包括过程输出变量, 而且包括模型预测控制的控制量和预测误差, 充分考虑了模型预测控制器的特点. 由于监控变量的量纲可能存在差异, 需要对监控数据进行归一化处理, 使变量的均值为 0 方差为 1.

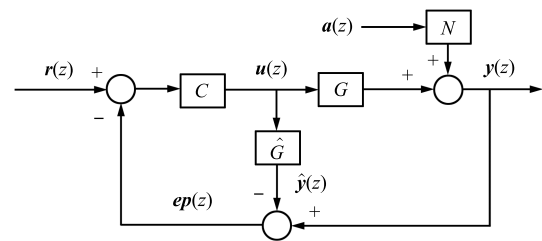


图 1 模型预测控制系统的内模结构

Fig. 1 Schematic diagram of the internal model control structure for model predictive control

1.2 MPC 实时性能评价

Qin 等^[19-20] 提出了基于协方差基准的性能指标

$$I_v = \frac{|\text{cov}(Y_{II})|}{|\text{cov}(Y_I)|} \quad (4)$$

其中, $Y_I \in \mathbf{R}^{h \times (m+2n)}$ 为基准数据, 一般选择控制器性能良好的历史数据作为基准数据, $Y_{II} \in \mathbf{R}^{h \times (m+2n)}$ 为待评价的监控数据, $|\cdot|$ 为矩阵行列式运算, h 为样本数. $I_v > 1$ 时, 监控的控制器性能比基准性能差; $I_v < 1$ 时, 监控的控制器性能比基准性能好; $I_v \approx 1$ 时, 监控的控制器性能等同于基准性能. 基于协方差基准的性能指标为进行控制器离线分析提供了重要依据.

为了捕捉过程的动态变化, 建立实时性能指标, 引入滑动时间窗口将式 (4) 中的待评价监控数据转化为实时更新的形式 Y_{rII}

$$Y_{rII}(k) = \begin{bmatrix} Y^T(k-d+1) & \cdots & Y^T(k-1) & Y^T(k) \end{bmatrix}^T \quad (5)$$

其中, d 为滑动时间窗口长度. 则实时更新的 MPC 性能指标 I_{rv} 为

$$I_{rv}(k) = \frac{|\text{cov}(Y_{rII}(k))|}{|\text{cov}(Y_I)|} \quad (6)$$

当 MPC 性能正常时, I_{rv} 在 1 附近波动. 当 MPC 性能下降时, I_{rv} 大于 1. 利用基准数据离线确定滑动窗口的长度 d . 如果滑动窗口长度较大, 指标 I_{rv} 的变化趋势较平滑, 对过程动态变化的响应较慢. 如果滑动窗口长度较小, 指标 I_{rv} 的变化趋势中包含较多的波动, 可能因为不准确或敏感而导致误报. 合适的窗口长度应使指标 I_{rv} 具有适度平滑的变化趋势^[16].

与式 (4) 相比, 式 (6) 考虑了在线观测数据, 可以用于控制器的实时性能评价. 对于实时协方差指标, 需要制定控制限以区分 MPC 性能正常和下降. 然而, 目前针对协方差指标控制限的研究尚未开展.

为了定量区分 MPC 性能正常和下降, 对实时协方差指标 I_{rv} 进行进一步分析. I_{rv} 是高度自相关的, 直接利用统计控制图 \bar{X} -图进行监控会产生错误的结果^[18]. 利用时间序列模型描述 I_{rv} 的变化趋势, 然后对 I_{rv} 实际值和预测值之间的残差进行监控. 实时协方差性能指标的自回归 (Auto regressive, AR) 时间序列模型为

$$A(q^{-1})I_{rv}(k) = \varepsilon(k) \quad (7)$$

其中, $A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a}$ 为首一多项式, ε 为高斯白噪声. 利用 AR 模型可得性能指标 I_{rv} 的预测值 \hat{I}_{rv}

$$\hat{I}_{rv}(k) = -(a_1 + a_2q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a+1})I_{rv}(k-1) \quad (8)$$

式 (7) 中的参数 a_1, a_2, \dots, a_{n_a} 可通过最小二乘法辨识得到. 性能指标的实际值 I_{rv} 与 AR 模型预测值的残差为

$$e_r(k) = I_{rv}(k) - \hat{I}_{rv}(k) \quad (9)$$

若时间序列模型准确, 预测残差应服从均值为零方差为常数的独立正态分布, 可以利用统计控制图 \bar{X} -图对预测残差进行监控. 假设预测残差 e_r 的标准差为 σ_{e_r} , 则控制限为 $\pm 3\sigma_{e_r}$. 若预测残差 e_r 超出控制限, 则表明待评价的控制系统已偏离基准控制性能, 即 MPC 性能下降. 反之, MPC 性能正常.

2 基于数据集相似度的 MPC 性能诊断

2.1 相似度指标

考虑数据矩阵 $Y_1 \in \mathbf{R}^{n_1 \times \bar{m}}$ 和 $Y_2 \in \mathbf{R}^{n_2 \times \bar{m}}$, 其中 n_i 为数据集的采样数目, $i = 1, 2$, \bar{m} 为变量数目. Y_i 的协方差矩阵为

$$S_i = \frac{1}{n_i - 1} Y_i^T Y_i \quad (10)$$

Y_1 和 Y_2 的混合矩阵 $\bar{Y} = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{pmatrix}$ 的协方差矩阵为

$$S = \frac{1}{\bar{n} - 1} \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{pmatrix} = \frac{n_1 - 1}{\bar{n} - 1} S_1 + \frac{n_2 - 1}{\bar{n} - 1} S_2 \quad (11)$$

其中, $\bar{n} = n_1 + n_2$. 对 \bar{Y} 的协方差矩阵 S 进行特征值分解

$$SP_0 = P_0\Lambda \quad (12)$$

其中, Λ 为对角阵, 且对角元素为 S 的特征值, P_0 为正交矩阵, 其列向量为特征向量. 定义转换矩阵 P

$$P = P_0\Lambda^{-\frac{1}{2}} \quad (13)$$

则矩阵 P 满足

$$P^T S P = I \quad (14)$$

利用 $\sqrt{\frac{n_i - 1}{\bar{n} - 1}} P$ 对数据集 Y_i 进行变换, 得到新的矩阵 Y'_i

$$Y'_i = \sqrt{\frac{n_i - 1}{\bar{n} - 1}} Y_i P \quad (15)$$

则 Y'_i 的协方差矩阵可以表示为

$$S'_i = \frac{1}{n_i - 1} Y'^T_i Y'_i = \frac{1}{\bar{n} - 1} P^T Y_i^T Y_i P = \frac{n_i - 1}{\bar{n} - 1} P^T S_i P \quad (16)$$

由式 (14) 和式 (16) 可得:

$$S'_1 + S'_2 = P^T S P = I \quad (17)$$

对 S'_i 进行特征值分解

$$S'_i p_i^j = \lambda_i^j p_i^j \quad (18)$$

其中, λ_i^j 为 S'_i 的第 j 个特征值, p_i^j 为与 λ_i^j 对应的特征向量. 由式 (17) 和式 (18) 可得^[27]:

$$S'_2 p_1^j = (I - S'_1) p_1^j = (1 - \lambda_1^j) p_1^j \quad (19)$$

对比式 (18) 和式 (19) 可得:

$$1 - \lambda_1^j = \lambda_2^j, \quad p_1^j = p_2^j \quad (20)$$

即 S'_1 和 S'_2 具有相同的特征向量. S'_i 的特征向量 p_i^j 是 S'_i 的主元方向, λ_i^j 是 S'_i 第 j 个主元描述的信息量. 由式 (20) 可知, Y'_1 和 Y'_2 具有相同的主元方向, Y'_1 第 j 个主元描述的信息量与 Y'_2 第 j 个主元描述的信息量关于 0.5 对称. 根据对称性, λ_i^j 越接近 0.5, 数据集 Y_1 和 Y_2 的相似度越高; λ_i^j 越接近 0 或 1, 数据集 Y_1 和 Y_2 的差异越大.

相关系数是随机变量间线性相似性的度量, 两随机变量的相关系数为 0, 两随机变量不相关. 仿照相关系数构造数据集的相似度指标

$$SI = 1 - \frac{4}{\bar{m}} \sum_{j=1}^{\bar{m}} (\lambda_1^j - 0.5)^2 = 1 - \frac{4}{\bar{m}} \sum_{j=1}^{\bar{m}} (\lambda_2^j - 0.5)^2 \quad (21)$$

则 $SI \in [0, 1]$, 且 SI 越接近 1, 数据集的相似性越大; SI 越接近 0, 数据集的相似性越小. 相似度指标 SI 定量地描述了两个数据集的相似程度, 可以用于数据分类.

2.2 性能诊断

生产原料的变化、催化剂活性的变化、结垢、腐蚀、磨损、季节更替等因素均会影响模型预测控制器的性能. 引起 MPC 性能下降的常见原因有: 模型增益、时间常数和纯滞后时间的失配、控制器参数整定不当和约束饱和、传感器/执行器故障和干扰的特征变化等.

本文根据待诊断数据集与性能模式库数据集之间的相似度确定当前 MPC 性能下降的原因, 具体步骤如下:

1) 离线训练. 根据先验知识及数据建立控制器性能恶化的模式库, 将其表征为 $\{C_l, Y_l\}$, $l = 1, 2, \dots, g$, 其中 C_l 代表第 l 类性能类别, Y_l 代表 C_l 对应的数据集, g 为性能恶化类别总数目.

2) 实时诊断. 获取当前性能恶化数据 Y_x , 并按式 (21) 计算相似度指标 SI_{xl} . 根据式 (22) 所示策略确定故障类别.

$$C_x = \begin{cases} \arg \max(SI_{xl}), & \exists SI_{xl} \geq \alpha, l \in \{1, 2, \dots, g\} \\ \text{未知}, & \text{否则} \end{cases} \quad (22)$$

其中, α 为相似度阈值, 一般取 $0.8 \leq \alpha \leq 0.9$.

基于协方差指标预测的 MPC 实时性能监控流程如图 2 所示. 选择性能良好的历史数据作为基准数据, 利用实时测量数据计算性能评价指标 $I_{rv}(k)$ 和残差 $e_r(k)$. 当 $I_{rv}(k) > 1$ 且 $e_r(k)$ 超出控制限时, 对 MPC 控制器的性能下降进行报警, 并进一步基于数据集相似度判断恶化原因, 为 MPC 控制器维护提供依据.

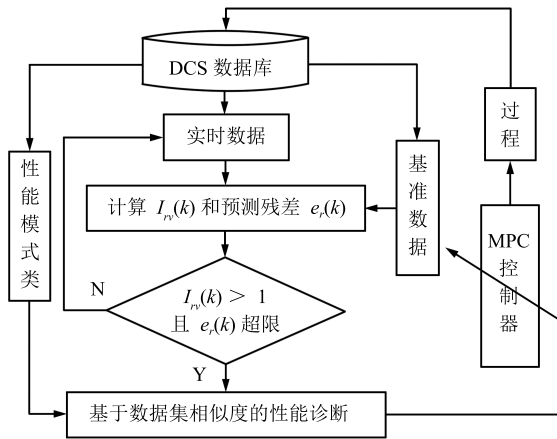


图 2 MPC 控制器性能监控流程图

Fig. 2 MPC controller performance monitoring framework

3 仿真研究

Wood-Berry 二元精馏塔是一个典型的具有较大纯滞后的多入多出系统^[28], 输出为塔顶馏出物浓度 X_D 和塔底液相浓度 X_B , 由塔顶回流量 R 和塔底再沸蒸汽量 S 控制, 进料流量 F 为不可测干扰变量, 过程模型为

$$\begin{bmatrix} X_D(s) \\ X_B(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{12.8e^{-s}}{16.7s+1} & \frac{-18.9e^{-3s}}{21.0s+1} \\ \frac{6.6e^{-7s}}{10.9s+1} & \frac{-19.4e^{-3s}}{14.4s+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R(s) \\ S(s) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{3.8e^{-8s}}{14.9s+1} \\ \frac{4.9e^{-3s}}{13.2s+1} \end{bmatrix} F(s) \quad (23)$$

假设干扰 F 服从 0 均值、标准差为 0.01 的高斯分布. 设计动态矩阵控制器, 采样步长为 1 min, 控制时域 $M = 1$, 预测时域 $P = 30$, 系统输出设定值 $r_{X_D} = 2.0$, $r_{X_B} = 1.0$. 构造监控变量集 $\mathbf{Y} = [R \ S \ ep_1 \ ep_2 \ X_D \ X_B]$.

模拟控制器的正常运行工况, 采集 1000 个观测样本作为基准数据. 模拟过程模型失配、干扰特征变化和控制器约束饱和 3 种模型预测控制器性能恶化工况, 具体参数设置见表 1. 利用上述工况下的 1000 个样本作为观测数据建立 Wood-Berry 精馏塔 MPC 性能恶化模式库 $\{C_l, Y_l\}$, $l = 1, 2, 3$.

3.1 性能评价

按表 1 仿真 3 种性能恶化工况, $t = 2000$ min 时控制器性能下降, $t = 3000$ min 时系统恢复正常. 选取滑动时间窗口长度 $d = 1000$, 过程模型失配时的实时性能监控曲线如图 3 所示. 由图 3 可知, 在正常运行阶段 $t = 0 \sim 2000$ min, 实时协方差指标 I_{rv} 在 1 附近波动, 预测残差 e_r 在控制限内波动, MPC 具有良好的控制性能. $t = 2000$ min 过程模型发生失配, 实时协方差指标 I_{rv} 明显偏离 1, 预测残差 e_r 的波动超出控制限, MPC 性能明显下降. 按表 2 设置过程传递函数矩阵末行增益, 取性能恶化工况下的 1000 个样本计算性能指标 I_v . 利用监控变量集 $\tilde{\mathbf{Y}} = [X_D \ X_B]$ 计算协方差指标, 记为 \tilde{I}_v . 从表 2 中可以看出, 模型失配越严重, I_v 指标值越大, 且相同失配情况下, 运用扩展监控变量集得到的性能指标 I_v 大于 \tilde{I}_v , 表明扩展变量集的监控效果更显著.

表 1 恶化性能类别及参数设置

Table 1 Classes and parameters of performance deterioration

模式库	工况	对应参数	参数变化
C_1	过程模型失配	末行增益	$[6.6 \ -19.4] \rightarrow [15.84 \ -46.56]$
C_2	干扰特征变化	标准差	$0.0100 \rightarrow 0.0115$
C_3	MPC 控制器约束饱和	输出约束	$\text{无} \rightarrow [-1.5 \ +1.5]$

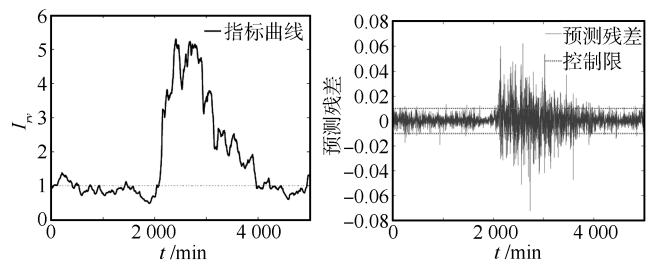


图 3 模型失配时的实时监控曲线

Fig. 3 Real-time monitoring curves of model mismatch

表 2 各模型失配不同程度下的性能

Table 2 Performance under different degree of model mismatch

过程传递函数矩阵末行增益	\tilde{I}_v	I_v
$[13.20 \ -38.8]$	1.6530	1.6936
$[14.50 \ -42.68]$	1.9379	2.3487
$[15.84 \ -46.56]$	2.4166	3.5729
$[17.16 \ -50.44]$	3.2879	6.2279
$[18.48 \ -54.32]$	5.1623	13.6386

干扰标准差变化时的实时性能监控曲线如图 4 所示. 按表 3 设置干扰标准差, 性能指标 I_v 和 \tilde{I}_v 的比较结果见表 3. 控制器输出约束饱和时的实时性能监控曲线如图 5 所示. 按表 4 设置输出约束, 性能指标 I_v 和 \tilde{I}_v 的比较结果见表 4. 由上述性能评价结果可以看出, 监控变量集 \mathbf{Y} 的评价效果优于监控变量集 $\tilde{\mathbf{Y}}$, 实时评价指标 e_r 能够有效检测到 MPC 性能下降.

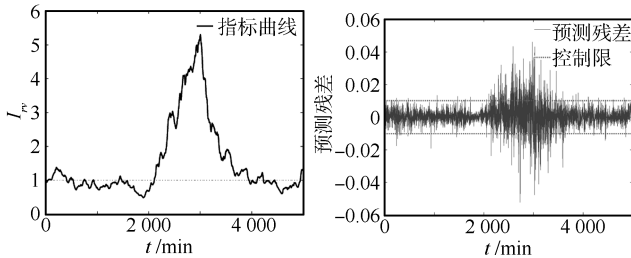


图 4 干扰特征变化时的实时监控曲线

Fig. 4 Real-time monitoring curves of changing disturbance

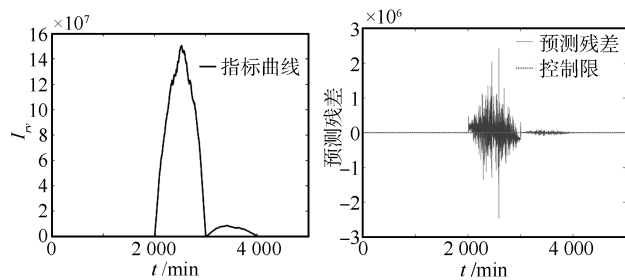


图 5 控制器输出约束饱和时的实时监控曲线

Fig. 5 Real-time monitoring curves of controller output constraint saturation

表 3 干扰标准差变化下的性能

Table 3 Performance under different standard deviation of disturbance

标准差	\tilde{I}_v	I_v
0.0105	1.5040	1.7709
0.0110	1.8104	3.0905
0.0115	2.1614	5.2624
0.0120	2.5611	8.7609
0.0125	3.0139	14.2864

表 4 控制器输出约束饱和不同程度下的性能

Table 4 Performance under different degree of controller output constraint saturation

输出约束	\tilde{I}_v	I_v
[-1.9 1.9]	2.6649	189.5881
[-1.7 1.7]	23.9432	2.1738×10^4
[-1.5 1.5]	124.6160	5.7804×10^5
[-1.3 1.3]	422.1544	6.4517×10^6
[-1.1 1.1]	1.0937×10^3	4.2520×10^7

3.2 性能诊断

针对过程模型失配 FP1、干扰特征变化 FP2 和输出约束饱和 FP3, 分别按照表 2~4 模拟产生恶化性能数据 Y_x . 计算 Y_x 与模式库数据集 $\{Y_l\}$, $l = 1, 2, 3$ 的相似度指标 SI_{x1} , 仿真结果如表 5 所示. 由表 5 可以看出, 对于过程模型失配 FP1, 相似度 SI_{x1} 接近 1, 且明显大于 SI_{x2} 和 SI_{x3} , 因此将当前性能恶化确定为过程模型失配. 取 $\alpha = 0.85$, 从仿真结果可以看出, 基于数据集相似度的性能诊断方法能够正确确定 MPC 性能下降的原因.

表 5 各类测试数据对应相似度指标

Table 5 Similarity index corresponding various test data

恶化源	参数值/范围	SI_{x1}	SI_{x2}	SI_{x3}
FP1	[13.20 - 38.8]	0.9764	0.7975	0.4712
	[14.50 - 42.68]	0.9937	0.7570	0.4647
	[15.84 - 46.56]	1.0000	0.7175	0.4535
	[17.16 - 50.44]	0.9909	0.6760	0.4349
	[18.48 - 54.32]	0.9498	0.6250	0.4045
FP2	0.0105	0.7173	1.0000	0.5319
	0.0110	0.7174	1.0000	0.5320
	0.0115	0.7175	1.0000	0.5320
	0.0120	0.7176	1.0000	0.5320
	0.0125	0.7177	1.0000	0.5320
FP3	[-1.9 1.9]	0.5898	0.6916	0.9227
	[-1.7 1.7]	0.4887	0.5716	0.9933
	[-1.5 1.5]	0.4535	0.5320	1.0000
	[-1.3 1.3]	0.4397	0.5156	0.9985
	[-1.1 1.1]	0.4332	0.5075	0.9965

4 结论

为了实时监控模型预测控制器的性能, 本文提出了基于协方差指标预测的性能评价方法和基于数据集相似度的性能诊断方法. 在 Wood-Berry 塔上的仿真结果表明, 扩展之后的监控变量集对 MPC 性能下降更敏感, 利用协方差指标的预测残差能够实时检测到 MPC 性能下降, 根据数据集相似度能够有效判断性能恶化的原因.

References

- Li Ning, Li Shao-Yuang, Xi Yu-Geng. Multiple model predictive control for MIMO systems. *Acta Automatica Sinica*, 2003, **29**(4): 516-523
(李柠, 李少远, 席裕庚. MIMO 系统的多模型预测控制. *自动化学报*, 2003, **29**(4): 516-523)
- Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 2003, **11**(7): 733-764
- Darby M L, Nikolaou M. MPC: current practice and challenges. *Control Engineering Practice*, 2012, **20**(4): 328-342

- 4 Jelali M. An overview of control performance assessment technology and industrial applications. *Control Engineering Practice*, 2006, **14**(5): 441–466
 - 5 Harris T J. Assessment of control loop performance. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 1989, **67**(5): 856–861
 - 6 Harris T J, Boudreau F, Macgregor J F. Performance assessment of multivariable feedback controllers. *Automatica*, 1996, **32**(11): 1505–1518
 - 7 Harris T J, Seppala C T, Desborough L D. A review of performance monitoring and assessment techniques for univariate and multivariate control systems. *Journal of Process Control*, 1999, **9**(1): 1–17
 - 8 Huang B, Shah S L, Fujii H. The unitary interactor matrix and its estimation using closed-loop data. *Journal of Process Control*, 1997, **7**(3): 195–207
 - 9 Huang B, Shah S L, Kwok K Y. Good, bad or optimal? Performance assessment of multivariable processes. *Automatica*, 1997, **33**(6): 1175–1183
 - 10 Huang B, Shah S L. *Performance Assessment of Control Loops: Theory and Applications*. London: Springer-Verlag, 1999. 19–36
 - 11 Grimble M J. Controller performance benchmarking and tuning using generalised minimum variance control. *Automatica*, 2002, **38**(12): 2111–2119
 - 12 Zhao Y, Su H Y, Chu J, Gu Y. Multivariable control performance assessment based on generalized minimum variance benchmark. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2010, **18**(1): 86–94
 - 13 Huang B, Kadali R. Performance assessment with LQG-benchmark from closed-loop data. *Control and Information Sciences*, 2008, **374**: 213–227
 - 14 Zhao C, Zhao Y, Su H Y, Huang B. Economic performance assessment of advanced process control with LQG benchmarking. *Journal of Process Control*, 2009, **19**(4): 557–569
 - 15 Liu C Y, Huang B, Wang Q L. Control performance assessment subject to multi-objective user-specified performance characteristics. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2011, **19**(3): 682–691
 - 16 Yuan Q L, Lennox B, McEwan M. Analysis of multivariable control performance assessment techniques. *Journal of Process Control*, 2009, **19**(5): 751–760
 - 17 Jiang H L, Shah S L, Huang B, Wilson B, Patwardhan R, Szeto F. Model analysis and performance analysis of two industrial MPCs. *Control Engineering Practice*, 2012, **20**(3): 219–235
 - 18 Schäfer J, Cinar A. Multivariable MPC system performance assessment, monitoring, and diagnosis. *Journal of Process Control*, 2004, **14**(2): 113–129
 - 19 Qin S J, Yu J. Recent developments in multivariable controller performance monitoring. *Journal of Process Control*, 2007, **17**(3): 221–227
 - 20 Yu J, Qin S J. Statistical MIMO controller performance monitoring, Part I: Data-driven covariance benchmark. *Journal of Process Control*, 2008, **18**(3–4): 277–296
 - 21 Yu J, Qin S J. Statistical MIMO controller performance monitoring, Part II: Performance diagnosis. *Journal of Process Control*, 2008, **18**(3–4): 297–319
 - 22 Zhang Q, Li S Y. Performance monitoring and diagnosis of multivariable model predictive control using statistical analysis. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2006, **14**(2): 207–215
 - 23 AlGhazzawi A, Lennox B. Model predictive control monitoring using multivariate statistics. *Journal of Process Control*, 2009, **19**(2): 314–327
 - 24 Zhang Guang-Ming, Li Ning, Li Shao-Yuan. A data-driven approach for model predictive control performance monitoring. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2011, **45**(8): 1113–1118
(张光明, 李柠, 李少远. 一种数据驱动的预测控制器性能监控方法. 上海交通大学学报, 2011, **45**(8): 1113–1118)
 - 25 Tian X M, Chen G Q, Chen S. A data-based approach for multivariate model predictive control performance monitoring. *Neurocomputing*, 2011, **74**(4): 588–597
 - 26 Tian X M, Chen G Q, Chen S, Cao Y P. Performance monitoring of MPC based on dynamic principal component analysis. In: Proceedings of the 18th IFAC World Congress. Milano, Italy: IFAC, 2011. 13139–13144
 - 27 Kano M, Hasebe S, Hashimoto I, Ohno H. Statistical process monitoring based on dissimilarity of process data. *AIChE Journal*, 2002, **48**(6): 1231–1240
 - 28 Loquasto F, Seborg D E. Monitoring model predictive control systems using pattern classification and neural networks. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2003, **42**(20): 4689–4701
- 田学民** 中国石油大学(华东)信息与控制工程学院教授. 主要研究方向为过程建模, 先进控制与优化技术, 智能监控与故障诊断. 本文通信作者. E-mail: tianxm@upc.edu.cn
(**TIAN Xue-Min** Professor at the College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum. His research interest covers modeling, advanced process control and optimization technology, intelligent monitoring, and fault diagnosis. Corresponding author of this paper.)
- 史亚杰** 中国石油大学(华东)信息与控制工程学院硕士研究生. 主要研究方向为控制器性能评价. E-mail: yajie-2008@163.com
(**SHI Ya-Jie** Master student at the College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum. His main research interest is controller performance assessment.)
- 曹玉苹** 中国石油大学(华东)信息与控制工程学院讲师, 博士. 主要研究方向为过程故障诊断与预报. E-mail: caoy@upc.edu.cn
(**CAO Yu-Ping** Ph. D., lecturer at the College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum. Her research interest covers fault diagnosis and prediction.)