

研究论文

一种在线辨识扰动模型的 MPC 控制器及其在溶剂脱水塔装置中的应用

韩 恺¹, 赵 均¹, 朱豫才², 徐祖华¹, 钱积新¹

(¹ 浙江大学工业控制国家重点实验室, 浙江 杭州 310027;

² Faculty of Electrical Engineering, Eindhoven University of Technology, Eindhoven, Netherlands)

摘要: 提出一种滚动时域伪线性回归 (MHPLR) 算法, 不仅降低了算法对检测噪声的敏感程度, 而且无须在线求解优化命题, 计算负担小。利用 MHPLR 在线估计一个时间序列模型来描述 DMC 控制系统不可测扰动的动态特性。将对扰动的预报应用到 DMC 算法当中, 以改善因原误差校正策略而导致的抗扰性能不佳的情况, 并以状态空间形式给出了改进后 DMC 算法的表达式。将改进的 DMC 控制器应用到某公司的 PTA 溶剂脱水塔装置上, 提升了控制品质, 稳定了生产并降低了酸耗。算法的有效性得到了验证。

关键词: 溶剂脱水塔; 预测控制; 扰动模型; 时间序列; 滚动时域; 伪线性回归

中图分类号: TP 273

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2008) 07-1657-08

MPC with on-line disturbance model estimation and its application to PTA solvent dehydration tower

HAN Kai¹, ZHAO Jun¹, ZHU Yucai², XU Zuhua¹, QIAN Jixin¹

(¹ State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, Zhejiang, China;

² Faculty of Electrical Engineering, Eindhoven University of Technology, Eindhoven, Netherlands)

Abstract: A moving horizon pseudo-linear regression (MHPLR) method is proposed which is more robust than the original PLR in noisy environment, and requires no on-line optimization. Utilizing the proposed MHPLR, a time series model was recursively estimated on-line to describe the dynamics of the unmeasured disturbances in DMC control system. And the original DMC algorithm was modified in terms of the disturbance prediction. Applied to the PTA solvent dehydration tower, the modified DMC showed effectiveness and efficiency in improving the control performance and reducing the cost.

Key words: solvent dehydration tower; model predictive control; disturbance model; time series; moving horizon; pseudo-linear regression

引 言

PTA 装置氧化单元的溶剂脱水塔主要作用是对氧化部分使用的溶剂进行提纯, 使氧化反应生成

的水以及配制催化剂时加入的水从醋酸中脱去, 得到规定纯度的醋酸溶剂返回系统循环使用。溶剂脱水塔的进料来源多, 操作波动大, 如何更好地对其进行控制一直是工业界研究的热点。某公司的

2007-12-25 收到初稿, 2008-02-16 收到修改稿。

联系人及第一作者: 韩恺 (1981—), 男, 博士研究生。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60504004)。

Received date: 2007-12-25.

Corresponding author: HAN Kai, PhD candidate. E-mail: khan@iipc.zju.edu.cn

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China (60504004).

PTA 溶剂脱水塔装置目前是由一种多变量模型预测控制器 DMC 进行控制。

近 20 年, 预测控制算法得到了普遍认可, 越来越多的预测控制器投入到实际应用中, 并带来了显著的经济效益。其中应用最为广泛的是 DMC 算法。该算法的特点是使用线性有限长度阶跃响应序列作为预测模型, 对模型精度要求不高, 动态控制用一个简洁的带约束二次优化命题来描述, 符合实际工业控制特点。

但是 DMC 也存在着自身局限性, 它的误差校正策略假设在当前时刻得到的预测值与实际测量值之间的偏差 (即预测误差) 在整个预测域内保持不变。这个策略虽然易于实现, 并且能够达到无偏跟踪, 但却缺乏对不可测扰动的动态特性的提前预估, 抗扰效果往往因此表现得缓慢和不足。Shinsky^[1]曾指出, DMC 的设定值跟踪效果优于 PID 控制, 但在抑制不可测扰动方面却不如 PID 控制。目前一些学者已提出很多方法来改进预测控制器对不可测扰动的抑制效果^[2-4], 但这些方法都是针对基于参数化模型的 GPC 和以状态空间形式描述的预测控制算法, 而它们在现实中的应用十分有限。Lundstrom 等^[5]提出利用双重积分模型来描述不可测扰动以改善 DMC 的抗扰性能, 但这种方法仅对某些具有特定动态特性的扰动才有明显效果。

本文利用时间序列模型来描述系统不可测扰动的动态特性, 采用一种改进的递推伪线性回归算法估计该扰动模型参数, 有效降低了噪声对递推估计过程的影响, 提高了估计参数的质量。由最小方差预报原理给出不可测扰动的未来动态特性, 替换 DMC 原有的误差校正策略。将改进的 DMC 控制器应用到 PTA 溶剂脱水塔装置中, 控制指标的波动幅度降低, 性能得到了改善。

1 溶剂脱水塔工艺介绍及现状分析

溶剂脱水塔主要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, 得到规定纯度的醋酸溶剂返回系统使用^[6]。溶剂脱水塔进料来源有: 来自溶剂汽提塔和第一、第二结晶器的气相进料, 高压吸收塔和常压吸收塔的液相进料, 反应器抽出水。塔顶的气相经空冷器 HE702 冷凝后, 收集在冷凝罐 HD702 中向各用户供应洗涤水, 过剩水送排污泵出口; 塔釜抽出的脱水醋酸经冷却器 HE704 冷却后进入溶剂

罐 HD705, 送至氧化反应器、PX 洗涤塔等使用。由于塔釜抽出的脱水醋酸循环至氧化反应器, 直接影响氧化反应器中水含量的稳定, 从而影响 PTA 产品质量, 因此工艺要求塔釜水含量尽量保持恒定, 塔顶酸含量在 0.45 % 以内, 以减少酸损耗。工艺流程如图 1 所示。

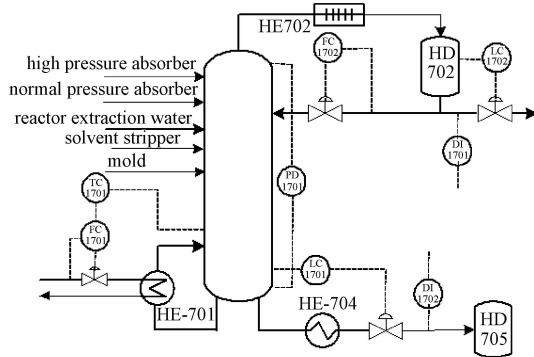


图 1 溶剂脱水塔系统示意

Fig. 1 Flow chart of solvent dehydration tower

现有的 DMC 控制系统是以塔底温度回路设定值和回流量为输入变量 (MV), 来控制塔釜水含量 (CV_1) 在某一设定值, 且将塔顶酸含量 (CV_2) 控制在某一区间范围内。目前由于以下原因, 溶剂脱水塔经常操作不平稳, 控制效果不满意:

- (1) PTA 装置处理能力从 $45 \text{ t} \cdot \text{a}^{-1}$ 提高到 $60 \text{ t} \cdot \text{a}^{-1}$, 而溶剂脱水塔的主体并未改造, 所以溶剂脱水塔已处于高负荷运行;
- (2) 溶剂脱水塔有 3 股液相进料和 2 股气相进料, 进料量和组分波动较大, 且无法测量;
- (3) 测量噪声大。在线分析仪和各检测仪表都存在一定的检测噪声, 尤其是维护周期过长时, 噪声对测量值的影响更是不可忽略。

2 不可测扰动模型估计

2.1 利用 ARMA 模型描述不可测扰动

溶剂脱水塔的进料来源很多, 进料量和进料组分时时都在变化, 塔顶酸含量和塔釜水含量均会受其影响而上下波动。由于这些不可测扰动的影响作用是持续性的, 所以塔顶酸含量和塔釜水含量的预测误差与较前时刻的预测误差是相关和可以预测的。

如图 2 所示, 测量输出 $\hat{y}(k)$ 由输入 $u(k)$ 和不可测扰动 $w(k)$ 共同决定, 同时受噪声 $v(k)$ 污染。

$$\tilde{y}(k) = y(k) + v(k) = H(q^{-1})u(k) + D(q^{-1})w(k) + v(k) \quad (1)$$

其中, $y(k)$ 为真实输出, $H(q^{-1})$ 代表过程模型, $D(q^{-1})$ 代表不可测扰动模型, q^{-1} 为延迟算子。

预测输出 $\hat{y}(k)$ 可表示为

$$\hat{y}(k) = \hat{H}(q^{-1})u(k) \quad (2)$$

其中, $\hat{H}(q^{-1})$ 为预测模型。

预测误差为

$$d(k) = \tilde{y}(k) - \hat{y}(k) = H(q^{-1})u(k) + D(q^{-1})w(k) + v(k) - \hat{H}(q^{-1})u(k) \quad (3)$$

当预测模型 $\hat{H}(q^{-1})$ 质量较高时, 可以认为 $d(k)$ 完全由 $w(k)$ 和 $v(k)$ 决定。

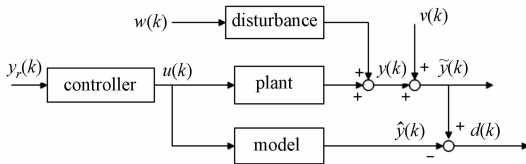


图 2 开环下的预测误差

Fig. 2 Prediction error in open-loop system

MacGregor^[7]指出, 在过程控制中遇到的扰动一般均值不固定, 是一个非平稳过程, 但对这样的扰动进行差分计算得到的数据序列能够用一个平稳过程来描述。所以, 在此用一个 ARMA 过程来描述预测误差的差分项

$$\mathbf{A}(q^{-1})\Delta d(k) = \mathbf{C}(q^{-1})w(k) \quad (4)$$

其中, $\mathbf{A}(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_lq^{-l}$, $\mathbf{C}(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_lq^{-l}$. $\Delta d(k) \in R^{n_d}$, $\Delta = 1 - q^{-1}$ 为差分算子, n_d 为不可测扰动变量个数。假设 $w(k) \in R^{n_d}$ 是均值为零、方差为 σ_w^2 的白噪声。 a_i 、 c_i 均为 $n_d \times n_d$ 阵。

一般认为扰动变量的动态特性是缓慢时变的, 所以应对扰动模型采用在线递推估计。但传统的递推最小二乘法对噪声十分敏感, 在信噪比较低的环境中使用效果不理想。为此, 本文提出一种改进的递推伪线性回归法, 在不增加复杂度的情况下, 尽可能地降低算法对噪声的敏感程度, 提高在线估计参数的质量。

2.2 滚动时域伪线性回归法

滚动时域估计 (MHE) 在非线性系统的状态估计方面与传统的方法 (如 extended Kalman filter) 相比, 显示出极大的优越性, 被越来越多

的学者研究和应用^[8-9]。但 MHE 需要在线求解一个带约束的优化命题, 这无疑增加了系统的计算负担。由于溶剂脱水塔是在一个固定的工作点附近工作, 模型线性化程度很高, 所以无须使用非线性方法来增加系统复杂程度。本文提出一种滚动时域伪线性回归 (MHPLR) 法, 该方法将滚动时域概念引入递推伪线性回归法^[10-11], 降低了算法对噪声的敏感程度, 增加了在线运行的鲁棒性; 同时, 又免去了优化求解给整个控制系统带来的计算负担。

考虑如下一个 ARMA 模型

$$A_{TS}(q^{-1})y(t) = C_{TS}(q^{-1})e(t) \quad (5)$$

式中 $A_{TS}(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a}$, $C_{TS}(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c}$. $e(t)$ 是均值为零、方差为 σ_e^2 的白噪声。式 (5) 可改写成

$$y(t) = \boldsymbol{\theta}^T \boldsymbol{\phi}(t) + e(t) \quad (6)$$

其中

$$\boldsymbol{\theta} = [a_1, \dots, a_{n_a}, c_1, \dots, c_{n_c}]^T$$

$$\boldsymbol{\phi}(t) = [-y(t-1), \dots,$$

$$-y(t-n_a), e(t-1), \dots, e(t-n_c)]^T$$

于是可以得到预估器

$$\hat{y}(t | \boldsymbol{\theta}) = \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \boldsymbol{\phi}(t, \boldsymbol{\theta}) \quad (7)$$

其中, $\hat{\boldsymbol{\theta}} = [\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_{n_a}, \hat{c}_1, \dots, \hat{c}_{n_c}]^T$ 。且 $\hat{\boldsymbol{\theta}} \in D_c = \{\hat{\boldsymbol{\theta}} \mid C_{TS}(q^{-1}) \text{ 的全部零点皆在单位圆内}\}$ 。这个要求在实际使用中不会造成限制, 因为根据谱分解定理, 总可以把 $C_{TS}(q^{-1})$ 的零点镜像反射到单位圆中。

$\boldsymbol{\phi}(t)$ 中的信号 $e(t-1), \dots, e(t-n_c)$ 无法观测到, 必须通过如下方法进行估计

$$\bar{\epsilon}(t) = \hat{y}(t | \boldsymbol{\theta}) - \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \boldsymbol{\phi}(t) \quad (8)$$

在 PLR 中, $\boldsymbol{\phi}(t, \boldsymbol{\theta})$ 和 $\boldsymbol{\theta}$ 之间的隐含关系被忽略, 得到梯度的近似表达

$$\left[\frac{d}{d\boldsymbol{\theta}} \hat{y}(t | \boldsymbol{\theta}) \right] \approx \boldsymbol{\phi}(t, \boldsymbol{\theta}) \quad (9)$$

以 $\min V(\boldsymbol{\theta}) = E \frac{1}{2} [y(t) - \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \boldsymbol{\phi}(t)]^2$ 为准则函数, 有

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(t) = \left[\sum_{k=1}^t \boldsymbol{\phi}(k) \boldsymbol{\phi}^T(k) \right]^{-1} \left[\sum_{k=1}^t \boldsymbol{\phi}(k) y(k) \right] \quad (10)$$

现将准则函数修改为滚动时域形式

$$\min V'(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{k=t}^{t+N} E \frac{1}{2} [y(k) - \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \boldsymbol{\phi}(k)]^2 \quad (11)$$

令

$$\bar{\mathbf{R}}(t) = \left[\sum_{k=1}^t \boldsymbol{\phi}(k) \boldsymbol{\phi}^T(k) \right] \quad (12)$$

则

$$\begin{aligned} \bar{R}(t+N) &= \left[\sum_{k=1}^{t+N} \phi(k)\phi^T(k) \right] = \left[\sum_{k=1}^t \phi(k)\phi^T(k) \right] + \\ &\phi(t+1)\phi^T(t+1) + \dots + \phi(t+N)\phi^T(t+N) = \\ \bar{R}(t) &+ \phi(t+1)\phi^T(t+1) + \dots + \phi(t+N)\phi^T(t+N) \end{aligned}$$

则在时刻 $t+N$

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(t+N) &= \bar{R}^{-1}(t+N) \left[\sum_{k=1}^{t+N} \phi(k)^T y(k) \right] = \\ \bar{R}^{-1}(t+N) &\left[\sum_{k=1}^t \phi(k)^T y(k) + \phi(t+1)^T y(t+1) + \dots + \right. \\ &\phi(t+N)^T y(t+N) \left. \right] = \bar{R}^{-1}(t+N) \left[\bar{R}(t) \hat{\theta}(t) + \right. \\ &\phi(t+1)^T y(t+1) + \dots + \\ &\phi(t+N)^T y(t+N) \left. \right] = \bar{R}^{-1}(t+N) \left[\{\bar{R}(t+N) - \right. \\ &\phi(t+1)^T \phi(t+1) - \dots - \phi(t+N)^T \phi(t+N)\} \hat{\theta}(t) + \\ &\phi(t+1)^T y(t+1) + \dots + \phi(t+N)^T y(t+N) \left. \right] = \\ &\hat{\theta}(t) - \bar{R}^{-1}(t+N) \phi(t+1)^T \phi(t+1) \hat{\theta}(t) - \dots - \\ &\bar{R}^{-1}(t+N) \phi(t+N)^T \phi(t+N) \hat{\theta}(t) + \\ &\bar{R}^{-1}(t+N) \phi(t+1)^T y(t+1) + \dots + \\ &\bar{R}^{-1}(t+N) \phi(t+N)^T y(t+N) = \\ \hat{\theta}(t) &+ \bar{R}^{-1}(t+N) \phi(t+1)^T [y(t+1) - \phi(t+1) \hat{\theta}(t)] + \dots + \\ \bar{R}^{-1}(t+N) &\phi(t+N)^T [y(t+N) - \phi(t+N) \hat{\theta}(t)] = \\ \hat{\theta}(t) &+ \bar{R}^{-1}(t+N) \phi_N(t+N) \varepsilon_N(t+N) \end{aligned} \quad (13)$$

其中

$$\begin{aligned} \phi_N(t+N) &= [\phi(t+1), \dots, \phi(t+N)] \\ \varepsilon_N(t+N) &= [\varepsilon(t+1), \dots, \varepsilon(t+N)] \\ \varepsilon(t) &= y(t) - \hat{\theta}^T \phi(t) \end{aligned}$$

式 (12) 给出了 $\bar{R}(t)$ 的定义, 再令

$$R(t) = \frac{1}{t} \bar{R}(t) = \left[\frac{1}{t} \sum_{k=1}^t \phi(k)\phi^T(k) \right] \quad (14)$$

根据 Robbins-Monro 法, 得

$$R(t) = R(t-1) + r(t) [\phi(t)\phi^T(t) - R(t-1)] \quad (15)$$

其中, $\{r(t)\}$ 是正标量序列, 随着时间的推移它趋向于零。

用 $R(t)$ 和 $t-N$ 分别替换式 (13) 中的 $\bar{R}(t)$ 和 t , 得到

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-N) + \frac{1}{t} R^{-1}(t) \phi_N(t) \varepsilon_N(t) \quad (16)$$

在式 (15) 中, 定义 $r(t)$ 是一个趋向于零的函数, 所以可以令

$$r(t) = \frac{1}{t}$$

则式 (16) 变为

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-N) + r(t) R^{-1}(t) \phi_N(t) \varepsilon_N(t) \quad (17)$$

综上所述, 估计模型式 (5) 的 MHPLR 算法

可表达为

$$\begin{aligned} \varepsilon(t) &= y(t) - \hat{\theta}^T(t-1) \phi(t) \\ \hat{\theta}(t) &= \hat{\theta}(t-N) + r(t) R^{-1}(t) \phi_N(t) \varepsilon_N(t) \\ R(t) &= R(t-1) + r(t) [\phi(t)\phi^T(t) - R(t-1)] \\ R(t) &= \begin{cases} R(t) & R(t) \geq \delta I \\ R(t) + M\delta(t) & \text{其他} \end{cases} \\ \bar{\varepsilon}(t) &= \hat{y}(t) - \hat{\theta}^T(t) \phi(t) \end{aligned} \quad (18)$$

式中 选择 $M\delta(t)$ 使得 $R(t) \geq \delta I$, 其实现方法见文献 [12]。

MHPLR 算法在每一时刻的递推估计中都包含有前 N 个时刻的信息, 这样做能有效地降低算法对噪声的敏感程度, 缩小递推估值的波动范围。

3 在线辨识扰动模型的 DMC 控制器

3.1 DMC 算法

DMC 算法最早由 Cutler^[13] 提出, 是一种基于对象的阶跃响应序列模型的预测控制算法。

假设一个被控对象有 n_y 个输出变量和 n_u 个输入变量, 令 $[s_{i,j,1}, s_{i,j,2}, \dots, s_{i,j,n}, s_{i,j,n+1}, \dots]$ ($1 \leq i \leq n_y, 1 \leq j \leq n_u$) 表示第 i 个输出变量与第 j 个输入变量之间的阶跃响应模型, 并且近似认为 $s_{i,j,n+m} = s_{i,j,n}$ ($m > 0$), n 为模型时域。那么在 k 时刻, 第 i 个输出变量的预测输出可由式 (19) 计算得到。

$$\hat{y}_i(k) = \hat{y}_{0,i}(k) + \sum_{j=1}^{n_u} \mathbf{A}_{DM,ij} \Delta u_j(k) \quad (19)$$

其中, $\hat{y}_{0,i}(k)$ 是控制作用 $u_j(k-1)$ 保持不变的自由响应, \mathbf{A}_{DM} 就是所谓的动态矩阵。

$$\mathbf{A}_{DM} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{DM,11} & \dots & \mathbf{A}_{DM,1j} & \dots & \mathbf{A}_{DM,1n_u} \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{A}_{DM,i1} & & \mathbf{A}_{DM,ij} & & \mathbf{A}_{DM,in_u} \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{DM,n_y1} & \dots & \mathbf{A}_{DM,n_yj} & \dots & \mathbf{A}_{DM,n_y n_u} \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\mathbf{A}_{DM,ij} = \begin{bmatrix} s_{i,j,1} & & & & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & & & \\ s_{i,j,M} & \dots & s_{i,j,1} & & \\ \vdots & & \vdots & & \\ s_{i,j,P} & \dots & s_{i,j,P-M+1} & & \end{bmatrix}$$

其中, P 代表预测时域, M 是控制时域。

定义预测误差为 $d_i(k) = \tilde{y}_i(k) - \hat{y}_i(k)$, 并假设 $d_i(k+i | k) = d_i(k)$ 。则经过误差校正后的预测输出为 $\hat{y}_i(k+i | k) = \hat{y}_i(k+i | k) + d_i(k+i | k)$ 。

DMC 的性能指标可表述为

$$\min_{\Delta u} J(k) = \sum_{i=P_s}^P \|y(k+i|k) - y_r\|_Q^2 + \sum_{i=0}^{M-1} \|u(k+i)\|_R^2 \quad (21)$$

其中, P_s 是惩罚输出变量 $y(t)$ 的起点。 Q 和 R 分别是输出变量和控制增量的惩罚权重

$$Q = \begin{bmatrix} q_1 \times I_{P \times P} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & q_{n_y} \times I_{P \times P} \end{bmatrix}_{P \times n_y \times P \times n_y} \quad (22)$$

$$R = \begin{bmatrix} r_1 \times I_{M \times M} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & r_{n_u} \times I_{M \times M} \end{bmatrix}_{M \times n_u \times M \times n_u} \quad (23)$$

3.2 在线辨识扰动模型的 DMC 算法

利用 MHPLR 算法在线估计出一个 ARMA 过程来描述预测误差的动态特性, 见式 (24)

$$A(q^{-1})\Delta d(k) = C(q^{-1})w(k) \quad (24)$$

其中, $A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \cdots + a_lq^{-l}$, $C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \cdots + c_lq^{-l}$, $\Delta d(k) \in R^{n_d}$, $w(k) \in R^{n_d}$ 是均值为零、方差为 σ_w^2 的白噪声, a_i, c_i 均为 $n_d \times n_d$ 阵, n_d 为不可测扰动变量个数。

为将扰动模型和 DMC 结合起来用统一的形式表述, 仿照 Lundstrom 等^[5]的工作将 DMC 算法以状态空间形式给出。将式 (24) 改写成状态方程形式

$$\begin{aligned} x_d(k+1) &= A_d x_d(k) + B_d w(k) \\ \Delta d(k) &= \underbrace{[I_{n_d}, 0, \cdots, 0]}_{l \times n_d} x_d(k) + w(k) \end{aligned} \quad (25)$$

其中

$$x_d(k) = [x_{d1}(k), \cdots, x_{dl}(k)]^T$$

$$A_d = \begin{bmatrix} -a_1 & & & \\ -a_2 & & & \\ \vdots & & & \\ -a_l & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$B_d = \begin{bmatrix} c_1 - a_1 \\ c_2 - a_2 \\ \vdots \\ c_l - a_l \end{bmatrix} \quad (27)$$

在一个实际控制系统中, 不可测扰动普遍存在而且往往不止一个, 但为了简化问题, 同时出于实现所有输出变量无偏跟踪的考虑, 通常选择不可测扰动变量个数与输出变量个数相同, 即 $n_d = n_y$ 。则改进后的 DMC 算法可以表述为

$$\begin{aligned} \hat{Y}(k) &= M\hat{Y}(k-1) + S\Delta u(k-1) + F\hat{w}(k-1) \\ \hat{y}(k) &= N\hat{Y}(k) \end{aligned} \quad (28)$$

其中

$$\hat{Y}(k) = [\hat{Y}_1^T(k), \cdots, \hat{Y}_n^T(k), \hat{d}^T(k), x_d^T(k)]^T \quad (29)$$

$$\hat{Y}_i^T(k) = [\hat{y}_1(k+i|k), \cdots, \hat{y}_{n_y}(k+i|k)], i = 1, \cdots, n \quad (30)$$

$$M = \begin{bmatrix} 0 & I_{n_y} & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_{n_y} & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & I_{n_y} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & I_{n_y} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & I_{n_y} & C_d \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & A_d \end{bmatrix} \quad (31)$$

$$C_d = \underbrace{[I_{n_y}, 0, \cdots, 0]}_{l \times n_y} \quad (32)$$

$$N = \underbrace{[I_{n_y}, 0, \cdots, 0, I_{n_y}, 0, \cdots, 0]}_{n \times n_y} \quad (33)$$

$$S = \begin{bmatrix} S_1 \\ \vdots \\ S_n \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \\ B_d \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$S_i = \begin{bmatrix} s_{1,1,i} & s_{1,2,i} & \cdots & s_{1,n_u,i} \\ s_{2,1,i} & s_{2,2,i} & \cdots & s_{2,n_u,i} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{n_y,1,i} & s_{n_y,2,i} & \cdots & s_{n_y,n_u,i} \end{bmatrix}, i = 1, \cdots, n \quad (35)$$

这里有 3 点值得注意的地方: 一是 n 为模型时域, 即假设在 n 个时刻后, 被控对象所有子模型均进入稳态; 二是 $\hat{d}^T(k) = [d_1(k), \cdots, d_{n_y}(k)]$, $d_i(k) = \tilde{y}_i(k) - \hat{y}_i(k)$, 在 $\hat{Y}(k)$ 中添加 $\hat{d}^T(k)$ 是为了实现无偏跟踪; 三是将式 (25) 代入式 (28) 后, 式 (28) 中第二个公式本应为 $\hat{y}(k) = N\hat{Y}(k) + w(k)$, 但假设 $w(k)$ 可预测是不明智的, 所以在预测未来时刻输出时假设 $w(k) = 0$ 是合适的^[14]。

改进的 DMC 控制器的执行步骤为:

(1) 在 k 时刻采样输出、输入变量实测值, 更新 $d(k)$ 、 $\Delta d(k)$, 递推估计扰动模型参数并转换成状态空间形式;

(2) 更新式 (28) 中各变量, 计算预测时域内的预测输出和优化求解控制时域内的控制作用, 控制性能指标见式 (21);

(3) 实施 k 时刻的控制作用。

4 仿真测试及在线投运效果

4.1 MHPLR 算法的仿真

通过一个算例测试 MHPLR 算法的有效性。

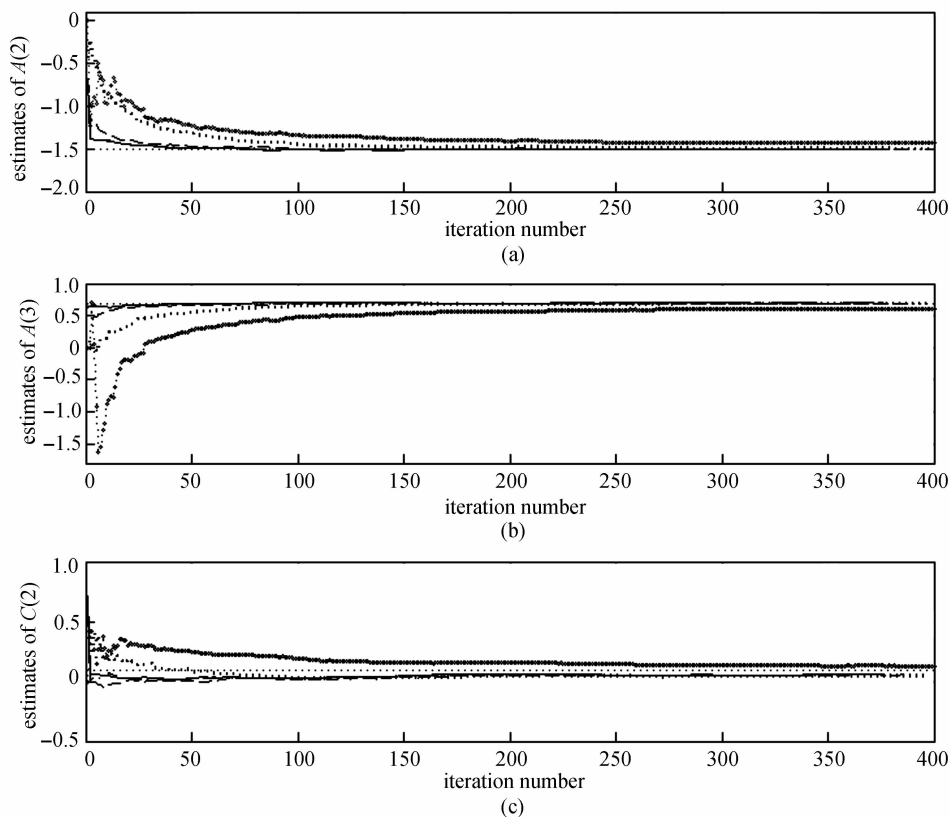


图 3 参数递推估计收敛曲线

Fig. 3 Trendlines of recursively estimated parameters

····· true value; ····· original PLR; ····· N=2; ····· N=4; ····· N=8; — N=10

考虑 ARMA 模型 $A(q^{-1})y(t) = C(q^{-1})e(t) + v(t)$, 其真实模型参数为 $A_0(q^{-1}) = [1, -1.5, 0.687]$, $C_0(q^{-1}) = [1, 0.089]$. $e(t)$ 是均值为零、方差 $\sigma_e^2 = 1$ 的高斯白噪声。 $v(t)$ 是加在观测信号 $y(t)$ 上的独立高斯白噪声, 系统的信噪比为 10 dB. 在本例中测试了 MHPLR 算法在 N 取不同值 ($N=2, 4, 8$ 和 10) 时与原 PLR 算法的比较. 为不失一般性, 独立运行仿真 50 次, 每次各算法迭代 400 步.

图 3 中给出了 50 次仿真的平均估值随迭代次数的变化曲线, 从图中可以观察到原 PLR 在递推估计初期波动很大, 而且收敛于真实值的速度比较慢; 而 MHPLR 的波动相对小很多, 并且随着 N 的增大, 收敛速度不断加快, 波动范围越来越小. 但 $N=8$ 与 $N=10$ 时的收敛曲线几乎重合, 说明当 N 大到一定程度后, 改进就不再明显, 然而计算量却会随之增加, 所以在选择 N 的取值时要在计算负担和性能之间作个权衡.

4.2 改进的 DMC 控制器仿真

为验证改进后 DMC 算法的有效性和保证在线

投运的安全性, 进行了如下仿真测试.

假设被控对象的实际模型为

$$\begin{bmatrix} y_1(s) \\ y_2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-0.0956e^{-16s}}{1+26.7s} & \frac{0.0525e^{-21s}}{1+50s} \\ \frac{0.15e^{-25s}}{1+50s} & \frac{-1.54e^{-13.3s}}{1+10s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(s) \\ u_2(s) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{0.06e^{-15s}}{1+30s} & 0 \\ 0 & \frac{0.05e^{-10s}}{1+10s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_1(s) \\ d_2(s) \end{bmatrix} \quad (36)$$

式中 $y_i(s)$ 为输出变量, $u_i(s)$ 和 $d_i(s)$ 分别表示输入变量和不可测扰动. DMC 控制器的预测模型为

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_1(s) \\ \hat{y}_2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-0.0956e^{-16s}}{1+26.7s} & \frac{0.0525e^{-21s}}{1+50s} \\ \frac{0.15e^{-25s}}{1+50s} & \frac{-1.54e^{-13.3s}}{1+10s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(s) \\ u_2(s) \end{bmatrix} \quad (37)$$

选取采样时间 $T_s = 5$ s, 预测时域 $P = 80T_s$, 控制时域 $M = 10T_s$. 不可测扰动 $d_1(s)$ 和 $d_2(s)$ 均是均值为零、方差为 1 的白噪声. 在输出端添加均值为零、方差为 0.1 的白噪声 $v(s)$ 作为测量噪声. 取 MHPLR 的滚动时域 $N = 8$.

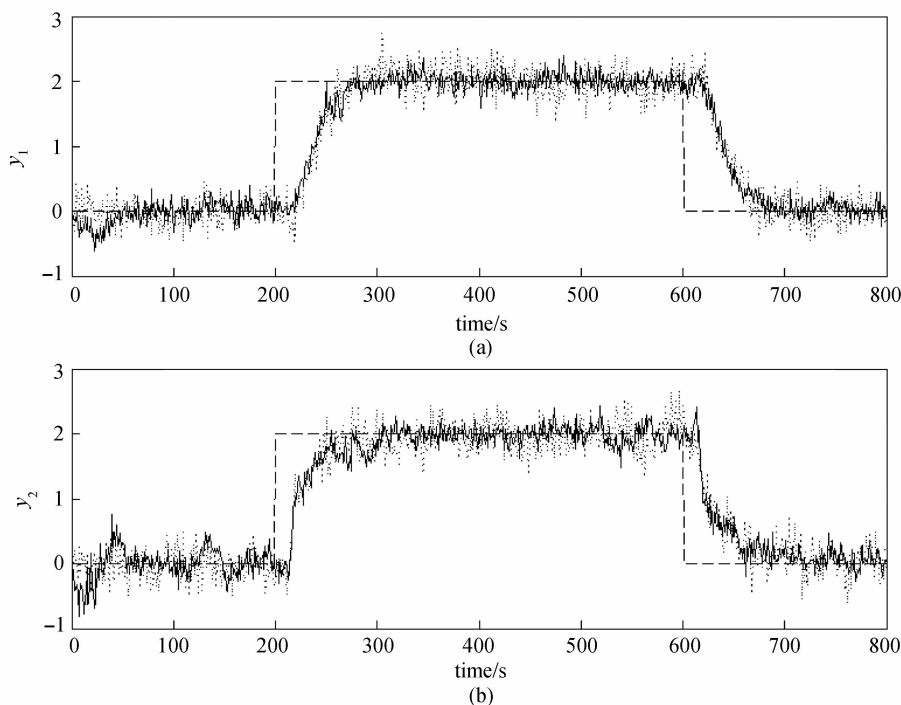


图4 原 DMC 与改进 DMC 的性能比较

Fig. 4 Comparison of original DMC and modified DMC

----- setpoint; original DMC; —— modified DMC

图4给出了原 DMC 和改进的 DMC 控制器在跟踪和抗扰方面进行的性能测试。可以看出,在最初一段时间改进的 DMC 控制器的抗扰曲线波动比较大,分析其原因主要是由于最初数据量不足,对扰动模型的估计偏差比较大。但随着数据量逐步增加,模型估计越来越准确,效果也随之得到改善,并且优于原 DMC 控制器。

4.3 改进的 DMC 控制器现场投运情况

该公司的 DCS 系统为 Honeywell 的 TDC-3000^X,另有一台服务器 Process History Data (PHD) 专门负责采集实时现场数据和存储历史数据。改进的 DMC 控制器安装在一台 PC 机上,通过 PHD 与 DCS 实现交互,如图5所示。这样,既可以灵活更换 PC 机或对其中的软件进行更新,又防止了直接与 DCS 通讯而带来的风险。

由于工艺要求,对于 CV 和 MV 的选取仍采用原设计方案,控制周期为 1 min。在投运改进的 DMC 控制器前,利用历史数据拟合出一个模型作为初始扰动模型,这样可以尽量避免由于初期扰动模型估计不足而导致的不理想控制效果。图6和图7分别给出了使用原 DMC 算法和改进的 DMC 算法的实际效果。图中上面的曲线表示塔釜水含量

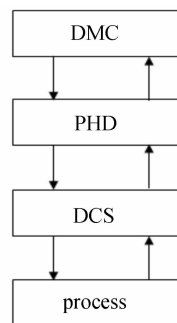


图5 DMC 控制系统通讯架构

Fig. 5 Structure of DMC control system

DI1702,下面为塔顶酸含量 DI1701。可以看出,采用新的误差校正策略后,DMC 控制器的抑制扰动过慢的情况得到了改善,DI1701 和 DI1702 的波动范围明显变小,同时 DI1701 的均值还有所下降,节约了酸耗,降低了成本。

5 结论

溶剂脱水塔提纯后的醋酸溶剂被送回氧化反应单元继续使用,所以稳定醋酸溶剂中的水含量对整个 PTA 生产至关重要。针对溶剂脱水塔的实际工艺情况,本文提出用一个时间序列模型来描述预测

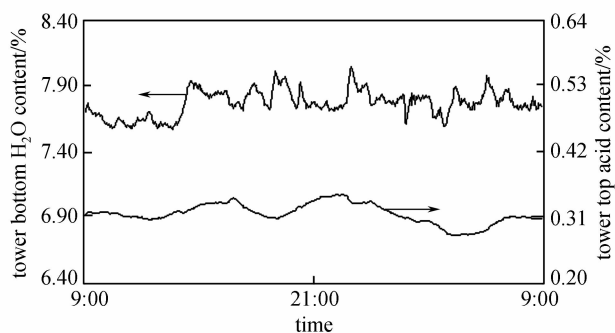


图 6 原 DMC 控制效果

Fig. 6 Performance of original DMC

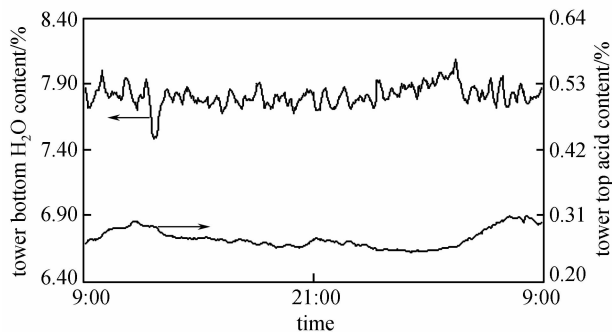


图 7 改进的 DMC 控制效果

Fig. 7 Performance of modified DMC

控制器与实际过程之间的偏差, 并利用预估偏差替换 DMC 原有的误差校正策略。考虑到现场检测噪声大等因素, 将滚动时域概念引入 PLR 得到 MHPLR 算法。该算法不仅对噪声的敏感程度低, 提高了参数估计的准确性, 而且无须像 MHE 一样要在线求解一个优化命题, 降低了对控制系统增加的额外计算负担。仿真结果和现场投运情况都说明了改进后的 DMC 算法的有效性。

References

- [1] Shinskey F G. Feedback Controllers for the Process Industries. New York: McGraw-Hill, 1994
- [2] Odelson B J, Rawlings J B. Online monitoring of MPC disturbance models using closed-loop data//Proceedings of the American Control Conference. Denver, Colorado, 2003
- [3] Yoon T W, Clarke D W. Observer design in receding-horizon predictive control. *Int. J. Control.*, 1995, **61** (1): 171-191
- [4] Pannocchia G, Rawlings J B. Disturbance model for offset-free model-predictive control. *AIChE Journal*, 2003, **49** (2): 426-437
- [5] Lundstrom P, Lee J H, Morari M, Skogestad S. Limitations of dynamic matrix control. *Comput. Chem. Eng.*, 1995, **19** (4): 409-421
- [6] Cheng Zhong (成忠), Chen Dezhaoh (陈德钊). WBRLSR method and its application to dynamic chemical process modeling. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)* (化工学报), 2005, **56** (2): 291-295
- [7] MacGregor J F. On-line statistical process control. *Chem. Eng. Progr.*, 1988, **84**: 21-31
- [8] Robertson D G, Lee J H, Rawlings J B. A moving horizon-based approach for least-squares estimation. *AIChE Journal*, 1996, **42**: 2209-2224
- [9] Michalska H, Mayne D Q. Moving horizon observers and observer-based control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1995, **40** (6): 995-1006
- [10] Yound P C. The use of linear regression and related procedures for the identification of dynamic processes//Proc. 7th IEEE Symposium on Adaptive Processes. Los Angeles UCLA, 1968
- [11] Solo V. Time series recursions and stochastic approximation [D]. Canberra: The Australian National University, 1978
- [12] Ljung L, Soderstrom T. Theory and Practice of Recursive Identification. Cambridge: The MIT Press, 1983: 354-360
- [13] Cutler C R. Dynamic matrix control—an optimal multivariable control algorithm with constraints [D]. Houston: University of Houston, 1983
- [14] Qian Jixin (钱积新), Zhao Jun (赵均), Xu Zuhua (徐祖华). Model Predictive Control (预测控制). Beijing: Chemical Industry Press, 2007