

聚丙烯熔融指数的最小二乘建模与自适应预报^①

何德峰^② 俞立 邹涛

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310032)

摘 要 针对工业双环管丙烯聚合装置熔融指数(MI)在线测量的困难,进行了聚丙烯熔融指数的在线最小二乘建模与自适应预报方法的研究。首先结合聚合反应机理分析,以 Hammerstein 模型描述聚丙烯熔融指数的动态特性,其次,利用渐消记忆递推最小二乘法在线更新 Hammerstein 模型参数。在此基础上,通过降维观测器的设计提出并实现了工业双环管聚丙烯装置的一种熔融指数的在线最小二乘建模与自适应预报方法。最后,利用工业数据验证了此算法的可行性和有效性。

关键词 聚丙烯, 熔融指数(MI), Hammerstein 模型, 渐消记忆递推最小二乘法, 降维状态观测器

0 引言

在聚丙烯工业生产中,熔融指数(melt index, MI)是聚合物最重要的质量指标。通过控制聚丙烯熔融指数可以生产不同牌号的产品,满足市场对聚丙烯产品多元化需求^[1-3]。然而在聚合工业生产过程中,由于缺少可靠的产品质量在线检测仪表、化验数据检测频率低、检测结果滞后等原因,致使生产过程出现产品质量波动、切换时间过长及不合格品量排放过多等问题^[1,2],导致单位产品生产单耗和能耗增加,影响企业经济效益和环保指标。为此,国内外学者利用软测量技术,通过建立熔融指数软测量模型实现聚丙烯熔融指数的在线预报。例如,文献[4,5]从聚合反应机理出发,建立了聚烯烃环管反应器的机理模型;文献[6]根据聚合机理并利用非线性最小二乘法建立单釜聚丙烯 MI 模型;文献[7]则结合回归分析法辨识聚丙烯熔融指数(MI)模型参数;文献[8]利用岭回归神经网络工具辨识 MI 模型参数,建立聚丙烯 MI 软测量模型;文献[9]结合模糊聚类法和最小二乘法辨识 MI 模型参数。然而,这些预报模型大都属于稳态(静态)模型,没有充分利用聚合过程的动态信息,且未能充分考虑过程随机噪声对 MI 的影响,特别不能同步给出多个环管的 MI 预报。另一方面,反应温度 T 、氢气浓度 $[H_2]$ 、丙烯浓度 $[C_3]$ 等聚合反应条件决定着聚丙烯产品的质量,而

且是一类频繁可测过程参量^[2],因此,针对双环管聚丙烯反应器,本文从聚合反应机理出发,建立了聚丙烯 MI 和各操作参量的 Hammerstein 模型,在离散化模型后,根据现场检测数据,利用渐消记忆最小二乘法递推辨识模型参数,建立了聚丙烯 MI 自适应动态模型,再结合降维观测器设计实现了双环管聚丙烯 MI 的在线自适应预报,从而为实现大型聚丙烯生产装置先进控制与优化奠定基础。

1 工艺简介

双环管聚丙烯工艺聚合单元如图 1 所示。催化剂、助催化剂和给电子体进入预聚合反应器 R200 中,同时加入少量液态丙烯 C_3H_6 和氢气 H_2 ,在反应器内经过预聚合后,R200 的反应产物输送到环管反应器 R201 中,与新鲜液态丙烯、分子量调整剂 H_2 共同进入 R201 中,在循环泵的强制循环作用下,丙烯

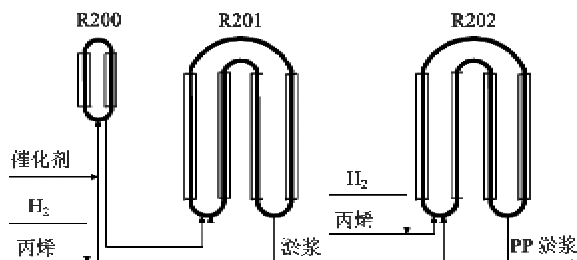


图 1 双环管聚丙烯工艺聚合单元简图

① 863 计划(2006AA04Z178、2008AA04Z647)资助项目。

② 男,1979 年生,博士,讲师;研究方向:预测控制,复杂系统建模与优化;联系人, E-mail: hdfzj@zjut.edu.cn

(收稿日期:2009-05-11)

在 R201 内发生聚合反应,聚合反应热由环管反应器夹套冷却水撤走。剩下未反应的液态丙烯和聚合物淤浆混合一起进入第二环管反应器 R202,完成剩下的聚合反应并出料到后系统,继续气相共聚反应及分离、干燥和(或)造料等工序,最终生成聚丙烯粉料或颗粒产品,未反应的丙烯经过分离精馏后循环使用。

2 聚丙烯熔融指数建模与预报

在双环管聚丙烯工业生产中,化验检测的 MI 值更多是反映 R202 中的聚合物质量,而缺乏对 R201 中聚合物 MI 值的估计;其次,由于缺少质量在线检测仪表以及化验数据检测频率低,使得 MI 严重滞后而影响聚丙烯产品质量控制和牌号切换操作。然而,反应器内温度 T 、氢气浓度 $[H_2]$ 、丙烯浓度 $[C_3]$ 、催化剂及杂质浓度 $[R]$ 等过程量是频繁可测变量,且制约着聚合物 MI 结果。因此,可以建立以 T 、 $[H_2]$ 、 $[C_3]$ 和 $[R]$ 为辅助变量的聚丙烯 MI 软测量模型,实现 R201 和 R202 反应器内聚合物 MI 的自适应在线预报。

2.1 熔融指数模型

聚丙烯 MI 由瞬时熔融指数(instantaneous MI, MI_i)和累积熔融指数(cumulative MI, MI_c)组成,其中 MI_i 描述反应器内即时生成聚合物的性质,而 MI_c 为实际生产中检测到的 MI 值。根据聚合反应原理,建立 MI_i 的如下半经验模型^[10]:

$$\log MI_{i,k} = a_{k,0} + a_{k,1} \log T_k + a_{k,2} \log \left(\frac{[H_2]_k}{[C_3]_k} \right) + a_{k,3} \log [R]_k \quad (1)$$

其中, $\log$ 是以 10 为底的对数; $MI_{i,k}$ 、 T_k 、 $[H_2]_k$ 、 $[C_3]_k$ 、 $[R]_k$ ($k = 1, 2$) 分别为第 k 个反应器内的瞬时 MI、反应温度、氢气浓度、丙烯浓度、催化剂及杂质浓度;系数 $a_{k,j}$ ($k = 1, 2$; $j = 0, \dots, 3$) 为待辨识参数。相比于文献[6-8]给出的 MI_i 非线性机理模型,式(1)的对数线性叠加性质将有助于辨识算法的设计和在线计算量的降低。

尽管 MI_i 表征了反应器某个特定时刻所生成的聚合物的性质,但不能代表整个环管树脂的累积性能。因此,需要建立反应器内聚合物 MI_i 和 MI_c 的定量描述。

对于双环管工艺,假设各反应器内聚合物性质满足线性混合叠加,且内部颗粒和淤浆混合均匀、组分浓度和温度均一^[4,7]。令 t 时刻第 k 个反应器的聚合速率、聚合物累积量、排放速率分别为 $R_{p,k}(t)$ 、

$H_{p,k}(t)$ 、 $E_{p,k}(t)$, 则在一段充分小的时间 Δt 内,第 k 个反应器新生成的瞬时聚合物为 $R_{p,k}(t)\Delta t$, 同时出料 $E_{p,k}(t)\Delta t$ 聚合物。根据物料质量守恒,经过 Δt 时间后第 k 个反应器内的聚合物累积量满足

$$H_{p,k}(t + \Delta t) = H_{p,k}(t) + R_{p,k}(t)\Delta t - E_{p,k}(t)\Delta t + E_{p,k-1}(t)\Delta t \quad (2)$$

则由假设可得 $t + \Delta t$ 时刻第 k 个反应器内的聚合物 MI_c 满足

$$\begin{aligned} \log MI_{c,k}(t + \Delta t) &= \frac{R_{p,k}(t)\Delta t}{H_{p,k}(t + \Delta t)} \log MI_{i,k}(t) \\ &+ \frac{E_{p,k-1}(t)\Delta t}{H_{p,k}(t + \Delta t)} \log MI_{c,k-1}(t) \\ &+ \frac{H_{p,k}(t) - E_{p,k}(t)\Delta t}{H_{p,k}(t + \Delta t)} \log MI_{c,k}(t) \end{aligned} \quad (3)$$

进一步,由式(2)和(3)可得

$$\begin{aligned} \frac{dH_{p,k}(t)}{dt} &= R_{p,k}(t) - E_{p,k}(t) + E_{p,k-1}(t) \quad (4) \\ \frac{dH_{p,k}(t) \log MI_{c,k}(t)}{dt} &= R_{p,k}(t) \log MI_{i,k}(t) \\ &+ E_{p,k-1}(t) \log MI_{c,k-1}(t) \\ &- E_{p,k}(t) \log MI_{c,k}(t) \end{aligned} \quad (5)$$

进一步,忽略放空等因素,令 $R_{p,k}(t) \approx E_{p,k}(t)$, 则将式(4)代入式(5),整理可得

$$\begin{aligned} \frac{d \log MI_{c,k}(t)}{dt} &= \frac{1}{\tau_k} \log MI_{i,k}(t) + \frac{1}{\tau_{k-1}} \log MI_{c,k-1}(t) \\ &- \left(\frac{1}{\tau_k} + \frac{1}{\tau_{k-1}} \right) \log MI_{c,k}(t) \end{aligned} \quad (6)$$

其中,常数 $\tau_k = H_{p,k}(t)/R_{p,k}(t)$ 为聚合物在第 k 个反应器内的平均停留时间。在双环管聚丙烯工艺中满足 $\tau_1 = 1.15\text{h}$ 和 $\tau_2 = 0.85\text{h}$ 。

结合式(1)和(6)建立双环管聚丙烯熔融指数动态模型如下:

$$\begin{cases} \frac{d \log MI_{c,1}(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_1} \log MI_{i,1}(t) - \frac{1}{\tau_1} \log MI_{c,1}(t) \\ \frac{d \log MI_{c,2}(t)}{dt} = \frac{1}{\tau_2} \log MI_{i,2}(t) + \frac{1}{\tau_1} \log MI_{c,1}(t) \\ \quad - \left(\frac{1}{\tau_1} + \frac{1}{\tau_2} \right) \log MI_{c,2}(t) \\ \log MI_{i,1} = a_{1,0} + a_{1,1} \log T_1 + a_{1,2} \log \left(\frac{[H_2]_1}{[C_3]_1} \right) \\ \quad + a_{1,3} \log [R]_1 \\ \log MI_{i,2} = a_{2,0} + a_{2,1} \log T_2 + a_{2,2} \log \left(\frac{[H_2]_2}{[C_3]_2} \right) \\ \quad + a_{2,3} \log [R]_2 \end{cases} \quad (7)$$

其中,系数 $a_{k,j}$, ($k = 1, 2; j = 0, \dots, 3$) 为待辨识参数。显然,以 $T_k, [H_2]_k, [C_3]_k, [R]_k$ 为 MI 物性指数的动态过程的输入, $MI_{c,2}$ 为输出,则模型式(7)组成了一个多输入单输出的 Hammerstein 系统。于是,结合 Hammerstein 模型参数辨识算法完成双环管聚丙烯 MI 的软测量建模及预报,为实现工业聚丙烯装置先进控制与优化打下基础。

2.2 熔融指数模型参数辨识

令状态变量 $x = [\log MI_{c,1}, \log MI_{c,2}]^T$ 、中间变量 $g = [\log MI_{i,1}, \log MI_{i,2}]^T$ 、控制输入 $u_k = [T_k, [H_2]_k, [C_3]_k, [R]_k]^T$ 及输出变量 $y = \log MI_{c,2}$, 则建立的 MI 动态方程式(7)的 Hammerstein 模型描述为

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_1} & 0 \\ \frac{1}{\tau_1} & -\frac{1}{\tau_1} - \frac{1}{\tau_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \\ &+ \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_1} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{\tau_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_1(u) \\ g_2(u) \end{bmatrix} \\ y &= [0 \quad 1] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \\ g(u) &= \begin{bmatrix} a_{1,0} + a_{1,1} \log u_{1,1} + a_{1,2} \log u_{1,2} + a_{1,3} \log u_{1,3} \\ a_{2,0} + a_{2,1} \log u_{2,1} + a_{2,2} \log u_{2,2} + a_{2,3} \log u_{2,3} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (8)$$

为利用实验室数据辨识 MI 模型参数,以离散周期 δ 离散化式(8),得

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bg(u(k)) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned} \quad (9)$$

其中,

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} e^{-\frac{\delta}{\tau_1}} & 0 \\ \frac{\tau_2}{\tau_1} (e^{-\frac{\delta}{\tau_1}} - e^{-\frac{\delta}{\tau_1} - \frac{\delta}{\tau_2}}) & e^{-\frac{\delta}{\tau_1} - \frac{\delta}{\tau_2}} \end{bmatrix}, \\ C &= [0 \quad 1] \\ B &= \begin{bmatrix} 1 - e^{-\frac{\delta}{\tau_1}} & 0 \\ \frac{\tau_1 \tau_2 + \tau_2^2 e^{-\frac{\delta}{\tau_1} - \frac{\delta}{\tau_2}} - (\tau_1 \tau_2 + \tau_2^2) e^{-\frac{\delta}{\tau_1}}}{\tau_1 (\tau_1 + \tau_2)} & \frac{\tau_1 (1 - e^{-\frac{\delta}{\tau_1} - \frac{\delta}{\tau_2}})}{\tau_1 + \tau_2} \end{bmatrix}, \\ g(u(k)) &= \begin{bmatrix} a_{1,0} + a_{1,1} \log u_{1,1}(k) + a_{1,2} \log u_{1,2}(k) + a_{1,3} \log u_{1,3}(k) \\ a_{2,0} + a_{2,1} \log u_{2,1}(k) + a_{2,2} \log u_{2,2}(k) + a_{2,3} \log u_{2,3}(k) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

令 $\alpha = e^{-\delta/\tau_1}, \beta = e^{-(\delta/\tau_1) - (\delta/\tau_2)}$, 则进一步可得模型式(8)对应的输入输出表达式

$$A(q^{-1})y(k) = \sum_{j=1}^2 B_j(q^{-1})[a_{j,0} + \sum_{i=1}^3 a_{j,i} \log u_{j,i}(k)] \quad (10)$$

其中 q 为差分算子, $A(q^{-1}), B_1(q^{-1})$ 和 $B_2(q^{-1})$ 为如下多项式:

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= 1 - (\alpha + \beta)q^{-1} + \alpha\beta q^{-2}, \\ B_2(q^{-1}) &= \frac{(1 - \beta)\tau_1}{\tau_1 + \tau_2} q^{-1} + \frac{\alpha(\beta - 1)\tau_1}{\tau_1 + \tau_2} q^{-2} \\ B_1(q^{-1}) &= \frac{(\beta - \alpha)\tau_2^2 + (1 - \alpha)\tau_1\tau_2}{\tau_1(\tau_1 + \tau_2)} q^{-1} \\ &+ \frac{(\alpha - \beta)\tau_2^2 + \beta(\alpha - 1)\tau_1\tau_2}{\tau_1(\tau_1 + \tau_2)} q^{-2} \end{aligned}$$

由于存在不可测扰动及离散化误差,因此实际 MI 动态过程可表示为

$$\begin{aligned} A(q^{-1})y(k) &= \sum_{j=1}^2 \{B_j(q^{-1})[a_{j,0} + \sum_{i=1}^3 a_{j,i} \log u_{j,i}(k)]\} \\ &+ C(q^{-1})e(k) \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $e(k)$ 为一零均值不相关随机噪声,表示不可测扰动和离散化误差, $C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_m q^{-m}$ 为 m 阶多项式。进一步,令

$$\begin{aligned} \Delta y(k) &= A(q^{-1}) \cdot y(k) \\ \Delta v_{j,0}(k-1) &= B_j(q^{-1}) \cdot 1(k) \\ \Delta v_{j,i}(k-1) &= B_j(q^{-1}) \cdot \log u_{j,i}(k) \\ j &= 1, 2; i = 1, 2, 3 \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $1(k)$ 为一单位阶跃信号,则将式(12)代入式(11)可得

$$\begin{aligned} \Delta y(k) &= \sum_{j=1}^2 \sum_{i=0}^3 a_{j,i} \Delta v_{j,i}(k-1) \\ &+ C(q^{-1})e(k) \end{aligned} \quad (13)$$

显然,式(13)对辨识参数都是线性的。通常工业聚合过程是一渐近平稳过程,因此可以用渐消记忆推广最小二乘法^[11]递推辨识模型参数,其算法如下:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= \hat{\theta}(k-1) + K(k)[\Delta y(k) - h(k)^T \hat{\theta}(k-1)] \\ K(k) &= \frac{P(k-1)h(k)}{h(k)^T P(k-1)h(k) + \lambda} \\ P(k) &= \frac{1}{\lambda} [I - K(k)h(k)^T] P(k-1) \end{aligned} \quad (14)$$

其中 $\lambda \in (0, 1]$ 为遗忘因子,参数 $\hat{\theta}^T = [a_{1,0}, \dots, a_{1,3}, a_{2,0}, \dots, a_{2,3}, c_1, \dots, c_m]$, $\hat{e}(k) = \Delta y(k) - h(k)^T \hat{\theta}(k)$, $h(k)^T = [\Delta v_{1,0}(k-1), \dots, \Delta v_{1,3}(k-1), \Delta v_{2,0}(k-1), \dots, \Delta v_{2,3}(k-1), \hat{e}(k-1), \dots, \hat{e}(k-m)]$, 其中 $\hat{e}(k)$ 为 $e(k)$ 的估计值。

2.3 熔融指数自适应预报

一旦式(13)参数辨识后,就可利用反应温度、浓度等实时辅助参量,通过模型式(11)在线预报聚合物 MI 值,同时利用 MI 化验数据在线更新模型参数以实现 MI 自适应在线预报。然而,仅利用 MI 化验数据和式(11)无法预报状态 x_1 , 即 R201 环管聚合物 MI 值,因此需要设计一降维观测器实现对状态 x_1 的观测。

设模型参数 $\{a_{j,i}, j = 1, 2; i = 0, 1, 2, 3\}$ 已辨识,则设计系统式(8)的一降维观测器如下:

$$\hat{x}_1 = w + Ly \quad (15)$$

其中 L 为观测器增益矩阵,可由直接法、Lyapunov 法等求解^[12]; y 为系统式(8)的测量(预报)输出,即 R202 环管聚合物累积 MI 值; w 为观测误差,满足

$$\begin{aligned} \dot{w} = & -\left(\frac{1}{\tau_1} + \frac{1}{\tau_2}\right)w + \left(\frac{L}{\tau_1} - \frac{1}{\tau_2}\right)y \\ & + \left[\frac{-L}{\tau_1} \quad \frac{1}{\tau_2}\right] \hat{g}(u) \end{aligned} \quad (16)$$

式中 $\hat{g}$ 表示模型参数辨识后的非线性函数。

令 δ_1 为 MI 检测周期(通常为 2h), δ_2 为预报周期(根据浓度的检测频率,可取为 10 ~ 15min),则结合模型参数递推辨识算法式(14)和降维观测器设计式(15)和(16),建立双环管聚丙烯 MI 自适应在线预报算法如下:

①在机理分析的基础上,建立双环管聚丙烯 MI

动态模型式(7)或式(8);

②采集 MI 化验数据及对应的辅助参量数据,利用渐消记忆增广最小二乘法递推辨识更新模型式(13)的参数;

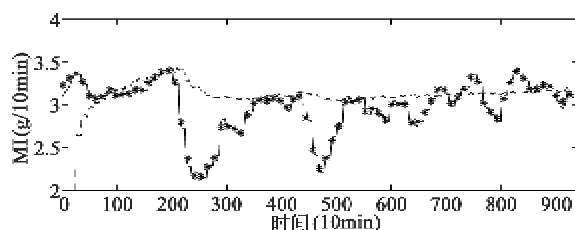
③测量辅助参量 $\{T, [H_2], [C_2], [R]\}$, 基于模型(11)在线预报反应器 R202 中聚合物熔融指数;

④基于 R202 熔融指数预报值,利用降维观测器(15) - (16) 在线预报反应器 R201 中聚合物熔融指数;

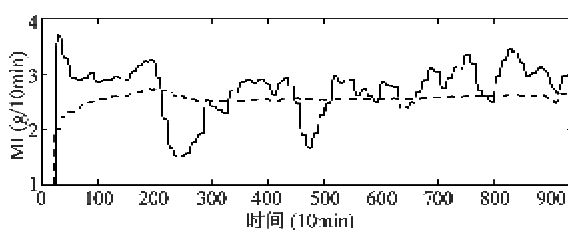
⑤是否有新的 MI 化验数据? 是,转入第②步更新模型参数;否则,转入第③步。

3 工业验证

以国内某石化公司 Spheripol 工艺设计年产 20 万吨大型双环管聚丙烯装置为例,验证本文算法的有效性和实用性。在工业连续生产中,MI 化验周期为 2h,反应器各组分浓度采样周期为 10min,采集丙烯聚合装置 2006 - 2007 年连续生产均聚物过程的实际数据记录 9400min,其助参量数据 940 组,MI 化验数据 78 组。应用这批工业数据对本文算法进行验证,结果如图 2 和图 3 所示,其中渐消记忆增广最小二乘递推辨识算法的启动数据为前 2 组(对应辅助参量的前 24 组),多项式 $C(q^{-1})$ 为 1 阶,初始参数为 $\hat{\theta}(0) = 0, P(0) = I$, 辨识结果如图 3 所示。

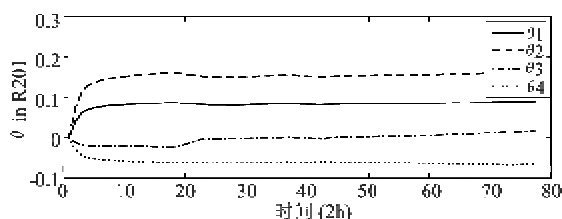


(a) 环管 R202 熔融指数曲线

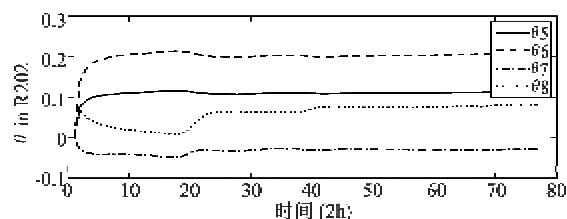


(b) 环管 R201 熔融指数曲线

图 2 熔融指数在线自适应预报曲线



(a) 环管 R201 模型参数在线自适应辨识曲线



(b) 环管 R202 模型参数在线自适应辨识曲线

图 3 模型参数在线自适应辨识曲线

在图 2 中,星号表示 MI 实际化验数据,实线表示累积 MI 在线预报结果,虚线表示瞬时 MI 在线预报结果。则由图可以看出,本文算法预报的结果能很好地吻合 MI 实际化验数据,即使在牌号切换动态生产过程中(如图 2 中 2000~3680min 段)也能很好地在线预报聚丙烯 MI 值。此外,本文算法还提供了两个环管反应器中瞬时 MI 的预报以及 R201 累积 MI 的预报功能。因此,本文算法可以用于工业大型双环管聚丙烯装置各种 MI 的在线动态预报,从而为后续装置实施先进优化控制打下良好的技术基础。

4 结 论

基于聚合机理分析建立的双环管聚丙烯装置熔融指数 Hammerstein 模型,结合渐消记忆最小二乘递推算法和降维观测器设计,提出了一种熔融指数在线建模与自适应动态预报方法。所提方法充分考虑了生产过程(测量过程)随机噪声对熔融指数的影响,建立了熔融指数增广预报模型以增强预报的鲁棒性和精确性。进一步,引入降维观测器设计实现了对双环管聚丙烯装置熔融指数的全面的在线自适应动态预报。最后,在大型双环管聚丙烯装置上的工业验证结果证实了本文算法的有效性和实用性,为实现大型聚丙烯工业装置先进控制与优化奠定了基础。

参考文献

- [1] 莢亮,梁军,王文庆等.聚烯烃连续生产过程中产品牌号切换的研究述评.化工进展,2006,25(7):780-784
- [2] 王芳,林雯,王靖岱等.聚合物质量控制技术研究进展.化工进展,2006,25(1):14-19
- [3] Kadam J V, Marquardt W, Srinivasan B, et al. Optimal grade transition in industrial polymerization processes via NCO tracking. *AIChE J*, 2007, 53(3): 627-639
- [4] Zacca J J, Ray W H. Modelling of the liquid phase polymerization of olefins in loop reactors. *Chemical Engineering Science*, 1993, 48(23): 3743-3765
- [5] 金学兰,袁璞,胡品慧等.丙烯聚合反应动态建模及其牌号切换中的应用.系统仿真学报,2006,18(8):2089-2091
- [6] Wei J L, Fan S J, Xu Y M, et al. Dynamic Modelling of an Industrial Polypropylene Reactor and its Application in Melt Index Prediction during Grade Transitions. In: Proceedings of the American Control Conference, Anchorage, USA, 2002. 2725-2730
- [7] 李文义,陈果,王靖岱等. Spheripol 工艺丙烯聚合质量模型.高校化学工程学报,2008,22(1):100-105
- [8] 夏陆岳,俞立.基于 SNNs-RR 的聚丙烯熔融指数软测量.化工学报,2008,59(7):1631-1634
- [9] Liu J L. On-line soft sensor for polyethylene process with multiple production grades. *Control Engineering Practice*, 2007, 15(7): 769-778
- [10] Ogawa M, Ohsima M, Morinaga K, et al. Quality inferential control of an industrial high density polyethylene process. *Journal of Process Control*, 1999, 9(1): 51-59
- [11] 朱豫才著,张湘平等译.过程控制的多变量系统辨识.长沙:国防科学技术大学出版社,2005. 133-135
- [12] Chen C T. *Linear Systems Theory and Design* (3rd). New York: Oxford University Press, 1999. 251-253

Least-square modeling and adaptive prediction of polypropylene melt index

He Defeng, Yu Li, Zou Tao

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032)

Abstract

The online least-square modeling and adaptive prediction of polypropylene melt index (MI) were investigated to overcome the difficulties in measurement of MI in industrial bi-tubular propylene polymerization plants. Firstly, with combination of the analysis of the propylene polymerization mechanism, the Hammerstein model was used to represent the dynamics of melt index of polypropylene, and secondly, the fading memory recursive least-square method was employed to on-line update the parameters of the Hammerstein model. This then was exploited to design a reduced-dimensional state estimator, which established an online least-square modeling and adaptive predictor of the polypropylene melt index for industrial bi-tubular polypropylene plants. Finally, the process data was used to demonstrate the effectiveness of the method presented here.

Key words: polypropylene, melt index (MI), Hammerstein model, fading memory recursive least-square method, reduced-dimensional state estimator