

文章编号: 1001-0920(2007)10-1113-06

一类非线性系统的多模型预测控制

王 蓬, 李少远

(上海交通大学 自动化研究所, 上海 200240)

摘要: 讨论了基于多模型的预测控制方法. 对于化工生产过程中具有高度非线性的连续搅拌反应釜(CSTR), 通过对覆盖工况的数据离线辨识建立多个局部模型, 根据每个局部模型分别设计子 GPC 控制器, 通过跟踪工况变化对子控制器加权以获得控制增量. 仿真结果表明该方法可取得令人满意的控制效果.

关键词: 多模型; 非线性系统; 模糊聚类; 预测控制

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Multiple model based predictive control for a class of nonlinear systems

WANG Peng, LI Shao2yuan

(Institute of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China. Correspondent: LI Shao2yuan, E2mail: syli@sjtu.edu.cn)

Abstract: A predictive control method based on multiple models is presented. For the representative system2 continuous stirred tank reactor (CSTR), which is strong nonlinear in chemical production, multiple model set is established through the offline identification of the data which covers the operating range. Based on each local model of the set, a local GPC controller is designed. The appropriate control increment is obtained by the weighting of the local controllers. The simulation results show the good control effects of this control method.

Key words: Multiple models; Nonlinear systems; Fuzzy clustering; Predictive control

1 引言

在实际化学工业过程中, 非线性系统普遍存在且形式多样^[1]. 文献[2]指出, 在大量聚合反应生产过程中, 常用的连续搅拌釜式反应器是其中有代表性的一类系统. 它具有强非线性特征, 如存在多个稳态点以及在不同工况范围动态性能变化显著等, 使得建立真实反映系统的模型成为难题. 此时从系统输入输出数据入手, 采用非线性系统辨识方法(如 Hammerstein 模型结构、Wiener 模型结构等)是常用的方法^[3]. 然而, 运用上述模型结构表征复杂系统全局性能时往往十分困难, 而采用基于分解合成法的多模型建模策略, 则可在一定程度上克服上述不足. 近年来, 许多学者针对动态特性随工况变化的复杂工业过程和非线性系统, 对多模型方法作了大量仿真和实际应用研究^[4,7], 并普遍认为, 将几个模型结合起来可获得较好的控制效果.

本文基于分解合成策略的多模型控制策略, 采

用广义预测控制(GPC), 提出了一类非线性系统的多模型预测控制方法, 并将该方法应用于该类系统的一个实例^[8]. 对被控对象采集覆盖工况的样本数据, 通过基于 FCM 的满意模糊聚类算法^[9], 对样本数据进行聚类, 然后通过最小二乘法得出局部模型族; 针对各局部模型分别设计相应的子 GPC 控制器, 运行过程中根据工况的变化, 按照一定的子控制器加权策略得到合适的控制增量, 取得了满意的动态预测效果. 仿真结果证明了多模型预测控制方法的有效性.

2 多模型系统

2.1 多模型系统描述

在基于局部模型网络(LMN)的多模型系统中, 局部模型的形式可以是任意的: 状态空间或传递函数形式, 离散或连续形式等^[10]. 为了控制器设计的需要, 本文选取单输入单输出的受控自回归积分滑动平均模型(CARIMA)进行讨论, 其形式为

收稿日期: 2006-06-18; 修回日期: 2006-10-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60475051); 国家 863 计划项目(2006AA04Z173).

作者简介: 王蓬(1981), 男, 武汉人, 硕士, 从事多模型预测控制的研究; 李少远(1965), 男, 河北枣强人, 教授, 博士生导师, 从事预测控制、智能控制等研究.

$$A(\bar{q}^{-1})y(k) = B(\bar{q}^{-1})u(k-1) + N(k)/S. \quad (1)$$

其中: $S = 1 - \bar{q}^{-1}$, \bar{q}^{-1} 称为后移因子; $y(k)$ 和 $u(k)$ 分别表示输出变量和输入变量; $N(k)$ 为白噪声; $A(\bar{q}^{-1})$ 和 $B(\bar{q}^{-1})$ 为如下多项式:

$$\begin{cases} A(\bar{q}^{-1}) = 1 + a_1 \bar{q}^{-1} + \dots + a_{n_a} \bar{q}^{-n_a}, \\ B(\bar{q}^{-1}) = b_0 + b_1 \bar{q}^{-1} + \dots + b_{n_b} \bar{q}^{-n_b}. \end{cases} \quad (2)$$

这里 n_a 和 n_b 分别为模型输出和输入的阶次. 依据式(2)将局部模型(1)简化为回归方程形式

$$y^T(k) = U^T(k)H \quad (3)$$

其中

$$\begin{aligned} H &= [a_1, \dots, a_{n_a}, b_0, \dots, b_{n_b}, d_0]^T, \\ U^T(k) &= [-y(k-1), \dots, -y(k-n_a), \\ &\quad u(k-1), \dots, u(k-n_b-1), 1]. \end{aligned}$$

根据局部模型网络的定义, 多模型系统可描述为

$$\hat{y}^T(k) = \sum_{i=1}^n Q(\langle k \rangle) U^T(k)H. \quad (4)$$

其中: $\hat{y}(k) \in \mathbb{R}$ 表示 k 时刻系统输出; Q 为基函数, 是调度变量 $\langle k \rangle \in \mathbb{R}^n$ 的函数; 局部模型的个数为 n .

通常, 基函数选为 Gaussian 函数, 其形式为

$$Q(\langle \rangle) = \exp\left[-\frac{(\langle \rangle - c_i)^T(\langle \rangle - c_i)}{s_i^2}\right]. \quad (5)$$

其中: c_i 为 Gaussian 函数的中心, s_i 为 Gaussian 函数的宽度.

考虑到保证调度空间划分的统一性, 将各基函数进行归一化处理, 有

$$Q(\langle \rangle) = \sum_{j=1}^n Q(\langle \rangle) Q(\langle \rangle). \quad (6)$$

2.2 多模型离线辨识

首先按文献[9]提出的基于 FCM 的满意模糊聚类算法, 对样本数据进行聚类, 并用最小辨识得出局部模型集. 算法步骤如下:

1) 令初始聚类个数 $c = 2$, 从数据样本集中找出最不相似的两个样本, 以这两个样本为初始聚类中心, 计算隶属度矩阵 U_0 . 初始隶属度的计算方法为

$$L_{i,k} = \frac{1}{\sum_{j=1}^2 \frac{+ \langle k \rangle - v_i +}{+ \langle k \rangle - v_j +}^{2/(w-1)}}. \quad (7)$$

其中: $i = 1, 2; k = 1, 2, \dots, N; w \in (1, \infty)$, 通常取为 2. 由式(7)可以看出, 隶属度是以距离来描述的, 因此这里的“最不相似”可以简单地理解为距离最远, 其定义为

$$(i, j) = \arg \max_{i, j \in \{1, 2\}} + \langle i \rangle - \langle j \rangle +. \quad (8)$$

2) 由初始隶属度矩阵 $U = U_0$, 利用 FCM 算法对数据集 S 进行聚类, 得到隶属度矩阵 $U =$

$[L_{i,k}]_{c \times N}$ 和各聚类中心向量 v_i . 聚类结束后, 模型结构参数(调度函数中各参数)与聚类结果存在如下关系:

$$n = c, \quad (9)$$

$$c_i = v_i, i = 1, 2, \dots, c, \quad (10)$$

$$s_i = \left[\frac{1}{p} \sum_{l=1}^p (c_l - c_i)^T (c_l - c_i) \right]^{1/2}. \quad (11)$$

为简单起见, 各高斯基函数的宽度 s_i 取相同的值, 即

$$s = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n s_j, i = 1, 2, \dots, n. \quad (12)$$

定义 $z = [1 \quad 1 \quad \dots \quad 1]^T, z \in \mathbb{R}^d$, 其中 d 为 c_i 中的元素数量, 则第 i 个模型的适用域可描述为

$$\# C [c_i - s_i z, c_i + s_i z], i = 1, 2, \dots, n. \quad (13)$$

3) 由 n, c_i 和 s_i 计算每一时刻的调度函数值 Q , 将 N 个时刻的输入输出数据组合成 $7, 7c$ 和 Y , 根据最小二乘辨识算法得到各局部模型的参数 H .

4) 计算用户给定的系统性能指标 RMSE 的当前值 $RMSE^c$, 如果系统性能指标 $RMSE^c \leq RMSE_{TH}$ ($RMSE_{TH}$ 为用户满意的性能指标阈值), 则认为多模型建模结束; 否则认为系统聚类不成功, 转到步骤 5). 其中均方根误差 RMSE 可描述为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^T (y(k) - \hat{y}(k))}. \quad (14)$$

5) 根据隶属度矩阵 U , 在数据样本集中找出一个与各子集均不相似的样本 $\langle k \rangle, k \in [1, N]$. 其中的不相似性可按式定义^[11]:

$$k = \arg \min_{i \in \{1, 2, \dots, c\}} \sum_{j \in \{1, 2, \dots, c\}} (L_{i,k} - L_{j,k}). \quad (15)$$

为避免噪声的影响, 一般应找出几个类似的样本求其平均值, 作为新的聚类中心 v_{c+1} .

6) 以 v_1, \dots, v_c, v_{c+1} 为新的聚类中心, 计算相应的新的初始隶属度矩阵 U_0 .

7) 令 $c = c + 1$, 返回步骤 2).

3 多模型预测控制

预测控制具有直接处理约束的能力, 在优化控制中得到了广泛的应用. 广义预测控制(GPC)是继动态矩阵控制(DMC)和模型算法控制(MAC)之后出现的适用范围更广的有效算法, 它可应用于非最小相位和开环不稳定对象, 更适用于工业过程的控制.

本节将 GPC 算法与多模型结合起来. 考虑到多模型系统中局部模型为局部有效的线性模型, 因此对局部模型设计带有局部约束的预测控制器. 全局控制量为局部控制量与其对应的基函数的乘积之和.

3.1 局部预测控制器

预测控制是希望系统的输出能更好地跟踪参考轨迹,因此定义单变量 GPC 的性能指标

$$J = \sum_{j=1}^N [y(k+j) - y_r(k+j)]^T @ Q(j)[y(k+j) - y_r(k+j)] + \sum_{j=1}^{N_u} \Delta u^T(k+j-1) R(j) \Delta u(k+j-1). \quad (16)$$

其中: N 为预测时域, N_u 为控制时域, $Q(j)$ 为 $k+j$ 时刻输出误差, $R(j)$ 为控制增量的惩罚权矩阵. 各局部模型均为局部有效,且其有效域 $\#$ 可在建模过程中得到(参见式(13)).因此可将有效域约束作为局部模型的局部约束,描述如下:

$$\#_{min} [\leq(k+j) [\#_{max}. \quad (17)$$

其中: $\#_{max}$ 和 $\#_{min}$ 分别为有效域 $\#$ 的上下界, $j = 1, 2, \dots, N$.

在实际过程中,调度向量通常定义为当前时刻已知的输入输出,即 $\leq(k) = [y(k) \ u(k-1)]^T$.因此局部模型的局部约束可描述为

$$\begin{cases} u_{i min} [\ u(k+j-1) [\ u_{i max}, \\ \quad j = 1, 2, \dots, N_u; \\ y_{i min} [\ y(k+j) [\ y_{i max}, \\ \quad j = 1, 2, \dots, N. \end{cases} \quad (18)$$

其中: $[u_{i min} \ y_{i min}]^T = \#_{i min}$, $[u_{i max} \ y_{i max}]^T = \#_{i max}$.

对于实际对象,由于存在工艺上的要求或执行器的工作域约束等,必然存在对控制量和输出的硬性约束,这种约束称为全局约束.显然,局部模型同样应满足全局约束,其形式为

$$\begin{cases} u_{min} [\ u(k+j-1) [\ u_{max}, \\ \quad j = 1, 2, \dots, N_u; \\ y_{min} [\ y(k+j) [\ y_{max}, \\ \quad j = 1, 2, \dots, N; \\ \Delta u_{min} [\ \Delta u(k+j-1) [\ \Delta u_{max}, \\ \quad j = 1, 2, \dots, N_u. \end{cases} \quad (19)$$

考虑到聚类过程中形成的关于输入输出范围的约束已在全局输入输出的约束内,将约束条件(18)和(19)合并化简后,局部模型的约束预测控制问题可描述为

$$\min J = \sum_{j=1}^N [y(k+j) - y_r(k+j)]^T @ Q(j)[y(k+j) - y_r(k+j)] + \sum_{j=1}^{N_u} \Delta u^T(k+j-1) R(j) \Delta u(k+j-1). \quad (20)$$

$$s. \ t. \begin{cases} \Delta u_{min} [\ \Delta u(k+j-1) [\ \Delta u_{max}, \\ \quad j = 1, 2, \dots, N_u; \\ u_{i min} [\ u(k+j-1) [\ u_{i max}, \\ \quad j = 1, 2, \dots, N_u; \\ y_{i min} [\ y(k+j) [\ y_{i max}, \\ \quad j = 1, 2, \dots, N. \end{cases} \quad (21)$$

上述约束预测控制问题可转化为标准的有约束二次型优化问题,由 Matlab 工具箱中的 QP 函数进行求解.

3.2 加权准则

在基于控制器加权的多模型预测控制设计中,通常直接以模型的调度函数值作为控制器的加权值.由于局部预测控制器是基于局部模型而设计的,这种加权准则是一种非常直观的方法.

为了保证输入空间划分的统一性,需要将各调度函数进行归一化处理,即

$$Q(\leq) = Q(\leq) / \sum_{i=1}^n Q(\leq). \quad (22)$$

基于控制器加权的多模型预测控制的加权准则可描述为:采集当前时刻工况参数 $\leq(k)$,由式(22)计算各个局部模型的调度函数值 $Q(\leq(k))$,以该调度函数值作为局部控制器的加权值.

3.3 算法步骤

非线性系统的多模型描述(4)通常由建模得到,在此基础上对每个局部模型设计预测控制器,全局控制量则为局部控制量的加权和.这就是基于控制器加权的多模型预测控制的主要思想.

在设计多模型控制系统时,并行分布补偿(PDC)是一种有效的结构设计方法.全局控制系统的结构如图1所示.

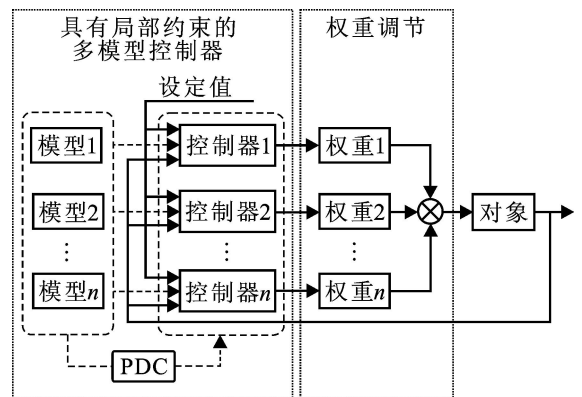


图1 基于LMN的多模型预测控制系统结构

在此控制系统结构框架下,基于控制器加权的多模型预测控制算法的具体步骤可描述如下:

Step1: 采集数据,建立非线性对象的LMN多模型系统,如式(4)所示;

Step2: 针对各局部模型 f_i , 设计带有局部约束的 GPC 控制器, 形成式 (20) 的优化问题;

Step3: 在 k 时刻检测当前输入输出, 并代入优化问题 (20), 求解当前时刻局部控制增量 $\$u_i(k)$;

Step4: 检测当前时刻工况参数 $\langle(k)$, 由加权准则计算各局部控制量的加权值 $Q(k)$;

Step5: 计算控制增量 $\$u(k) = \sum_{i=1}^n Q(k) @ \$u_i(k)$;

Step6: 计算 $u(k) = u(k-1) + \$u(k)$, 作用于实际对象;

Step7: 令 $k = k + 1$, 返回 Step3.

4 仿真及分析

考虑文献[8] 的连续搅拌塔反应器(CSTR) 模型, 假设反应器内液位体积保持恒定, 并且进行的是放热的不可逆反应: $A \rightarrow B$. 根据反应器系统内部的物料平衡和能量平衡, 该系统可描述为如下非线性微分方程组:

$$\begin{aligned} \dot{C}_a &= \frac{q}{V}(C_{af} - C_a) - k_0 \exp(-\frac{E}{RT})C_a, \\ \dot{T} &= \frac{q}{V}(T_f - T) + \frac{-\$H}{Q_p}k_0 \exp(-\frac{E}{RT})C_a + \frac{UA}{VQ_p}(T_c - T). \end{aligned}$$

其中: q 是进料流量, C_{af} 是进料浓度, C_a 是反应物浓度, T 是反应物的温度, T_c 是冷却剂的温度. 系统受到的约束条件为 $275 \text{ K} \leq T_c \leq 370 \text{ K}$, $275 \text{ K} \leq T \leq 370 \text{ K}$, $8 \text{ kg} \# \text{ mol}/\text{m}^3 \leq C_a \leq 10 \text{ kg} \# \text{ mol}/\text{m}^3$. 通过调节系统输入 T_c 便可调节系统的输出量 C_a .

反应器的初始工作点为: $T^0 = 311.267 \text{ K}$, $C_a^0 = 8.5695 \text{ kg} \# \text{ mol}/\text{m}^3$, 其他参数如表 1 所示.

表 1 CSTR 工作参数

参数	单 位	设定值
q/V	1/hr	100/10
k_0	1/hr	9 703@3 600
$-\$H$	kcal/(kg#mol)	5 960
E/R	kcal/(kg#mol)	11 843/1.985 89
Q_p	kcal/(m ³ #K)	500
T_f	K	298.15
C_{af}	kg#mol/m ³	10
UA/V	kcal/(m ³ #K#hr)	150
T_c	K	298.15

以 $T_c \in [273.15, 273.15 + 100]$ 的随机信号作用于系统, 以 0.1 hr 的采样时间得到 1 000 组系统数据, 取建模的回归向量

$$\vec{U}(k) = [C_a(k-1), C_a(k-2), T_c(k-1), 1],$$

则 $n_a = 2, n_b = 1$. 取调度变量 $\langle(k) = [C_a(k) \ T_c(k-1)]^T$, 选取 900 组样本. 用本文算法进行建模, 得到系统的多模型如下:

模型 1

$$C_a(k) = -1.8449C_a(k-1) + 0.8506C_a(k-2) + 0.0001T_c(k-1) + 0.0893, \langle(k) \in \#_1;$$

模型 2

$$C_a(k) = -1.8665C_a(k-1) + 0.8715C_a(k-2) + 0.0001T_c(k-1) + 0.0655, \langle(k) \in \#_2;$$

模型 3

$$C_a(k) = -1.8621C_a(k-1) + 0.8655C_a(k-2) + 0.0001T_c(k-1) + 0.0572, \langle(k) \in \#_3;$$

模型 4

$$C_a(k) = -1.9405C_a(k-1) + 0.9435C_a(k-2) + 0.0002T_c(k-1) + 0.0822, \langle(k) \in \#_4;$$

模型 5

$$C_a(k) = -1.9059C_a(k-1) + 0.9081C_a(k-2) + 0.0001T_c(k-1) + 0.0323, \langle(k) \in \#_5;$$

模型 6

$$C_a(k) = -1.8872C_a(k-1) + 0.8903C_a(k-2) + 0.0003T_c(k-1) + 0.1066, \langle(k) \in \#_6.$$

用剩余的 100 组样本进行模型校验, 其结果如图 2 所示. 其中: 横坐标是冷却剂的温度 T_c , 虚线是预测模型输出 C_a , 实线是实测的反应物浓度 C_a . 从图中可以看出, 预测模型和实际模型的拟合程度较好, 其均方根误差和最大绝对误差分别为: $RMSE = 0.003, \max E = 0.0089$. 可以根据预测模型设计控制器.

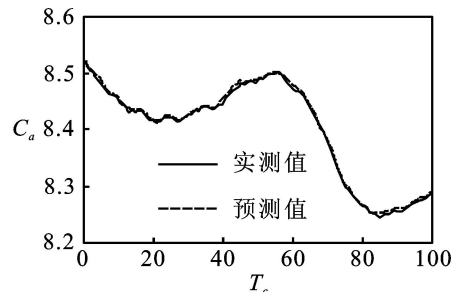
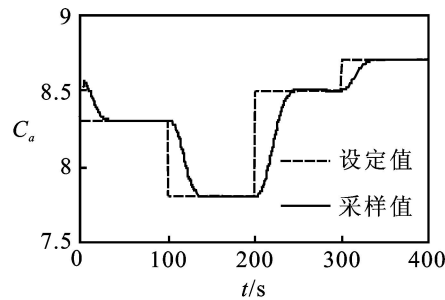


图 2 预测模型输出和实际模型输出的比较

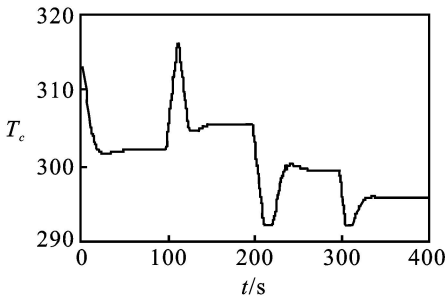
预测控制器的设计参数选取如下: $N = 20, N_u = 2, Q = 2, R = 0.01$, 控制量增量约束为 $[-1, +1]$. 假设该系统在 4 种工况下工作, 以时间点作为

工况的切换条件, $t = 0 \sim 100$ s 为第 1 个工况条件, $t = 200 \sim 300$ s 为第 2 个工况条件, $t = 300 \sim 400$ s 为第 3 个工况条件, $t = 300 \sim 400$ s 为第 4 个工况条件. 对该系统进行仿真实验, 仿真结果如图 3 所示.

实际系统在运行时存在进料浓度改变而形成干扰, 仿真时通过改变一段时间的进料浓度来模拟这种情况. 仿真结果如图 4 所示, 在第 2 和第 4 阶段改变进料浓度 C_{af} , 使之偏离正常值, 从而改变了控制对象模型. 从图中可以看出, 这种情况下仍能得到

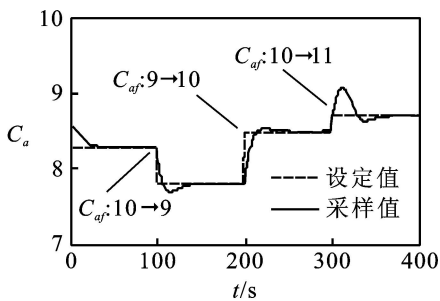


(a) 反应物浓度

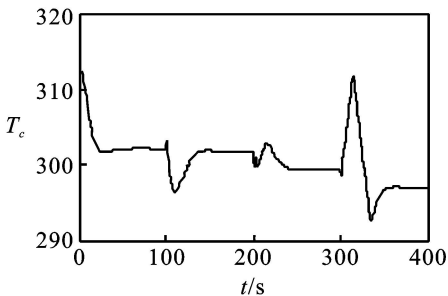


(b) 冷却剂温度

图 3 采用模型预测控制的仿真结果



(a) 反应物浓度

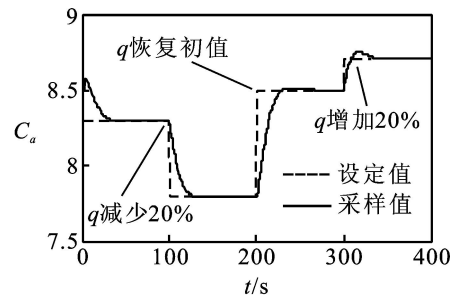


(b) 冷却剂温度

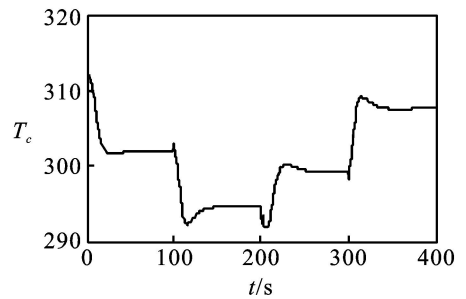
图 4 进料浓度变化的仿真结果

较好的控制效果 ($N = 20, N_u = 2, Q = 2, R = 0.01$), 说明按本文方法设计的多模型预测控制器具有较强的抗干扰性.

另一种常见的干扰是由于管道和阀等因素而使进料的流量发生变化, 仿真时通过改变一段时间的进料流量来模拟这种情况. 仿真结果如图 5 所示, 在第 2 和第 4 阶段改变进料浓度 q , 使之偏离正常值 (流量波动幅度达到 20%), 从而改变了控制对象模型. 从图中可看出, 这种情况下仍能得到较好的跟踪效果, 说明按本文方法设计的多模型预测控制器具有较强的抗干扰性.



(a) 反应物浓度



(b) 冷却剂温度

图 5 进料流量变化的仿真结果

5 结 论

本文基于分解合成策略的多模型控制策略, 采用广义预测控制方法, 对常见的一类高度非线性时滞系统进行多模型预测控制方法研究. 在工况范围内建立局部模型族, 设计相应的子 GPC 控制器. 通过跟踪工况变化来加权子控制器, 以计算合适的控制增量. 仿真结果表明该方法具有较好的控制效果.

参考文献 (References)

- [1] 刘士荣, 林卫星, 俞金寿, 等. 非线性动态系统神经模糊建模与内模/PID 双重控制系统设计[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(4): 5532560. (Liu Shi2rong, Lin We2xing, Yu Jin2shou, et al. Neurofuzzy modeling for nonlinear dynamic systems and double control system design with internal model control and PID control[J]. Control Theory and Applications, 2004, 21(4): 5532560.)
- [2] 弗罗门特 G F. 反应器分析与设计[M]. 北京: 化学工

- 业出版社, 1985.
(Floment G F. Analysis and design of reactor [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 1985.)
- [3] Johanson T, Foss B. A NARMAX model representation for adaptive control based on local models [J]. Modeling, Identification and Control, 1992, 13(1): 25-39.
- [4] 潘天红, 李少远. 基于即时学习的非线性系统优化控制 [J]. 控制与决策, 2007, 22(1): 25-29.
(Pan Tianhong, Li Shaoyuan. Optimal control for nonlinear systems based on lazy learning [J]. Control and Decision, 2007, 22(1): 25-29.)
- [5] 薛振框, 李少远. MIMO 非线性系统的多模型建模方法 [J]. 电子学报, 2005, 33(1): 522-57.
(Xue Zhenkuang, Li Shaoyuan. A multmodel modeling approach to MIMO nonlinear systems [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(1): 522-57.)
- [6] 韩璞, 王东风, 王国玉, 等. 多模型预测函数控制及其应用研究 [J]. 控制与决策, 2003, 18(3): 372-379.
(Han Pu, Wang Dongfeng, Wang Guoyu, et al. Multmodel predictive functional control and its application [J]. Control and Decision, 2003, 18(3): 372-379.)
- [7] 王伟, 李晓理. 多模型自适应控制 [M]. 北京: 科学出版社, 2001.
(Wang Wei, Li Xiaoli. Multmodel adaptive control [M]. Beijing: Science Press, 2001.)
- [8] Magni L, De Nicolao G, Magnani L, et al. A stabilizing modelbased predictive control algorithm for nonlinear systems [J]. Automatica, 2001, 37(10): 1352-1362.
- [9] 李少远, 李柠. 复杂系统的模糊预测控制及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.
(Li Shaoyuan, Li Ning. Fuzzy predictive control and application of complex system [M]. Beijing: Science Press, 2003.)
- [10] Roderick Murray Smith, Tor Arne Johansen. Multmodel approaches to modeling and control [M]. London: Taylor and Francis, 1997.
- [11] 李柠, 李少远, 席裕庚. 利用模糊满意聚类建立 pH 中和过程模型 [J]. 控制与决策, 2002, 17(2): 142-147.
(Li Ning, Li Shaoyuan, Xi Yude. Modeling of pH neutralization processes using fuzzy satisfactory clustering [J]. Control and Decision, 2002, 17(2): 142-147.)

(上接第 1112 页)

参考文献 (References)

- [1] Tanaki K, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1985, 15(1): 110-132.
- [2] Ma X J, Sun Z Q, He Y Y. Analysis and design of fuzzy controller and observer [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1998, 6(1): 412-51.
- [3] Lee H J, Park J B, Chen G R. Robust fuzzy control of nonlinear systems with parametric uncertainties [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2001, 9(2): 369-379.
- [4] Tong S C, Li H X. Observerbased robust fuzzy control of nonlinear systems with parametric uncertainties [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2002, 131: 652-154.
- [5] Cao Y Y, Frank P M. Analysis and synthesis of nonlinear time-delay systems via fuzzy control approach [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2000, 8(2): 200-211.
- [6] Wang W J, Luo L. Stability and stabilization of fuzzy large-scale systems [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2004, 12(3): 302-315.
- [7] Tseng C S, Chen B S. H_1 decentralized fuzzy model reference tracking control design on nonlinear interconnected systems [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2001, 9(6): 792-809.
- [8] 蔡勇, 张友刚, 肖建. 基于 LMI 的时滞关联模糊大系统的分散镇定 [J]. 数学实践与认识, 2004, 34(6): 122-137.
(Cai Yong, Zhang Yougang, Xiao Jian. Decentralized stabilization of interconnected fuzzy large-scale systems with time-delay based on LMIs [J]. Mathematics Practice and Theory, 2004, 34(6): 122-137.)
- [9] Chen C W, Chiang W L, Hisao F F. Stability analysis of T-S fuzzy models for nonlinear multiple time-delay interconnected systems [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2004, 66(6): 523-537.
- [10] Wang Rongjyue. Nonlinear decentralized state feedback controller for uncertain fuzzy time-delay interconnected systems [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005, 151(1): 192-204.