

多层次多模型预测控制算法的模型 切换方法研究

刘琳琳¹ 周立芳¹ 嵇婷¹ 赵豫红¹

摘要 针对多层次多模型 (Multi-hierarchical multi-model, MHM) 预测控制系统的模型切换问题, 在分析各通道非线性程度对模型层次切换以及层次间模型切换过程对系统动态特性的影响的基础上, 提出了一种新的模型切换方法. 并将此方法应用到多输入多输出 pH 中和过程, 仿真结果表明, 该方法有效地改善了系统工况大范围跳变时的动态性能.

关键词 多层次多模型结构, 模型预测控制, 模型切换

引用格式 刘琳琳, 周立芳, 嵇婷, 赵豫红. 多层次多模型预测控制算法的模型切换方法研究. 自动化学报, 2013, 39(5): 626–630

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.00626

Research on Model Switching Method of Multi-hierarchical Model Predictive Control System

LIU Lin-Lin¹ ZHOU Li-Fang¹ JI Ting¹ ZHAO Yu-Hong¹

Abstract Based on analysis of the influence of different channels with different degrees of nonlinearity on the layer switching, and model switching between the layers on the dynamic performances, a model switching method is proposed. The simulation results of a pH neutralization process demonstrate that the multi-hierarchical model predictive control using the new model switching method can improve the dynamic performances with large setpoint change.

Key words Multi-hierarchical multi-model (MHM), model predictive control, model switching

Citation Liu Lin-Lin, Zhou Li-Fang, Ji Ting, Zhao Yu-Hong. Research on model switching method of multi-hierarchical model predictive control systems. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(5): 626–630

实际的工业过程对象通常都具有很强的非线性特性, 其控制过程比较复杂. 虽然非线性技术已经取得了很多研究成果, 但是由于获取非线性系统精确模型困难、非线性微分方程求解繁琐等问题, 非线性控制器的发展仍然不够成熟^[1]. 针对这些问题, 基于分解-合成策略提出的多模型方法^[2] 成为非线性系统建模的重要方法. 多模型方法的基本思想是首先将整个操作区间划分成若干个子区间, 然后, 在每个子区间上建立对应的子模型, 最后, 根据合成规则获得当前时刻系统使用的全局模型.

多模型方法与预测控制方法的结合是解决非线性系统控制问题的重要方法之一, 多模型预测控制算法的研究主要包括: 非线性系统子区间的划分、多模型的建模、模型的切换方法等. 非线性系统全局操作区间的划分方法有多种, 其中, 基于数据或先验知识的划分方法引起了广泛的关注. 数据聚类分析是一种基于数据的划分方法, 较成熟的方法有 K 均值聚类^[3]、模糊 C 均值聚类^[4]、分层聚类^[5]、高斯混合密度聚类算法^[6] 等. 在多模型模型结构和建模方法方面的研究, 主要包括 Wiener 模型^[7]、基于数据建模的 Wiener-Laguerre 多模型^[8]、T-S 模型^[4]、偏最小二乘法建模^[9]、混合逻辑动态模型^[10] 等模型结构和建模方法. 另外, 模型的切换策略对多模型预测控制系统的动态性能有较大的影响, 目前多模型的切换方法主要有软切换和硬切换两种方法. 软切换注重权重系数的选择, 一般通过高斯函数^[11]、递归贝叶斯原理^[12]、输出误差^[13] 等来确定权重系数. 硬切换的关键是切换指标的选择, 通常由输出误差指标^[12]、反馈误差指标^[14]、估计误差指标^[15] 等来决定切换指标.

当非线性系统工况发生大范围变化时, 传统的多模型预测控制的控制效果并不理想. 由于工况发生大范围变化的多变量系统的控制问题相对复杂, 很多现有的解决方案^[16] 仍然需要进一步的研究. 为此, 周立芳提出了非线性系统的多层次多模型结构 (Multi-hierarchical multi-model, MHM)^[17], 并设计了多层次多模型预测控制方法来处理工况发生大范围变化时的非线性系统控制问题, 取得了较好的控制效果. 模型切换策略是多层次多模型预测控制算法中的研究重点之一, 本文在文献 [17] 的基础上, 提出了一种新的多层次多模型预测控制的模型切换方法, 采用此方法对 pH 中和过程进行控制, 仿真结果表明该切换方法使得系统具有较好的动态特性.

1 多层次多模型预测控制算法

1.1 多层次多模型结构

多模型控制系统中的模型是将整个工作区间划分为不同的子空间, 然后构造相应的子模型, 而多层次结构模型预测控制系统中的模型则包括多个层次的多模型, 如图 1 所示, 其中, L_i 代表第 i 层次, $M_{i,j}$ 代表第 i 层的第 j 个子模型^[17].

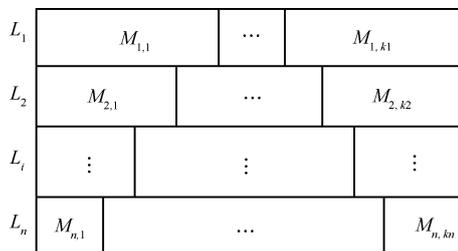


图 1 多层次多模型的结构

Fig. 1 The structure of multi-hierarchical model

多层次多模型结构具有三个特点: 1) 分层次的模型结构; 2) 不同层次的全局操作区间相同; 3) 不同层次上多模型个数不同, 子模型覆盖的工作区间不同. 越上层模型, 子模型个数越少, 每个子模型覆盖的操作范围越大; 越下层, 子模型个数越多, 子模型覆盖的操作范围越小.

1.2 多层次多模型预测控制算法结构与步骤

多层次多模型预测控制算法的设计原理: 首先, 建立层次结构模型集, 通过分析系统特性和工况变化确定层次数目; 针对每一层次, 根据非线性系统的输入输出数据集的特征模

收稿日期 2012-05-15 录用日期 2012-11-07
Manuscript received May 15, 2012; accepted November 7, 2012
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2012CB720500) 和国家自然科学基金 (60974007, 61173128) 资助
Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2012CB720500) and National Natural Science Foundation of China (60974007, 61173128)
本文客座编委 王宏
Recommended by Guest Editor WANG Hong
1. 浙江大学控制科学与工程学系 杭州 310027
1. Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027

态, 利用子空间划分方法对非线性系统输入输出空间进行划分, 并采用模型辨识方法建立每一子空间对应模式的线性模型, 从而获取非线性系统的线性多层结构模型; 然后, 根据模式的变化, 设计一个有效的多层次模型调度方案, 通过调度规则进行不同层次上不同子模型之间的切换; 最后, 根据当前时刻的预测模型设计满足系统性能指标要求的预测控制器, 来实现对实际系统的控制^[17]. 其工作原理如图 2 所示.

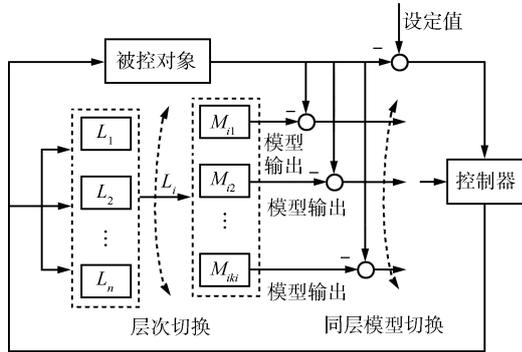


图 2 多层次多模型预测控制算法工作原理

Fig. 2 The principle of multi-hierarchical model predictive control

多输入多输出非线性系统的多层次多模型预测控制算法步骤如下:

1) 使用多层次多模型建模方法, 建立每个输出通道上各个层次的子模型, 得到子模型参数; 多输入多输出非线性系统的多层次多模型建模步骤如下:

a) 确定多层次多模型的层数, 假定各个输出通道对应的多层次多模型层数均为 n , 并用 L 表示层次的序号, $L = 1, \dots, n, L$ 的初始值为 1.

b) 在 L 层上, 采用 K-means 聚类方法^[18] 对各个输出通道对应的全局操作空间进行划分后, 再使用偏最小二乘 (Partial least squares, PLS)^[9] 方法对各个通道的每个子操作空间建立线性子模型, 从而得到 L 层上的多模型结构.

c) 判断 L 是否等于 n . 如果 $L = n$, 则建模过程完成, 否则 $L = L + 1$, 跳转到步骤 b), 开始下一层的多模型建模.

2) 根据实际工况, 应用多层次多模型的切换方法判断当前时刻使用的子模型集.

3) 针对选中的子模型集, 应用多变量广义预测控制 (Generalized predictive control, GPC) 算法^[19] 设计预测控制器.

4) 利用设计好的控制器计算当前时刻的控制增量和预测输出值.

5) 计算控制量, 并计算切换方法中需要的指标的值, 将控制量作用于被控系统, 然后重复步骤 2).

2 层次间模型切换方法研究

在多层次多模型中, 不同层次间的子模型个数不同, 最上层子模型个数最少, 最下层子模型个数最多, 并且在相同的全局工作区间下, 最上层中每个子模型覆盖的工作区间大, 下层的操作空间被更细地划分, 单个子模型覆盖的工作区间相对较小. 因此, 当系统的工况发生大的变化时, 由于上层模型的工作区间大, 控制系统可采用上层模型, 使得预测时域内的预测误差尽可能减小, 从而使系统的实际输出迅速地跟踪期望的输出设定值, 当系统的输出接近输出设定值时, 由

于上层模型本身建模误差大, 不能够精确描述被控系统, 因此采用较精确的下层模型, 以提高控制系统的动态品质. 所以, 实际输出与期望输出的偏差可以作为不同层次间切换的准则.

对于一个多输入多输出的非线性系统, 其不同输出通道之间必然存在着耦合作用, 且非线性程度也不同. 当非线性系统的工况发生大范围变化时, 非线性强度较大的输出通道的变化通常较剧烈且较难控制, 若采用非线性强度较大通道的动态特性作为该通道模型层次切换的依据, 则有可能使该通道模型切换过于频繁, 从而降低系统的动态品质; 而非线性强度较小的输出通道输出变化较缓慢, 模型切换过程较平稳, 易于控制. 因此, 本文采用非线性强度较小的输出通道输出偏差作为整个控制系统层次间模型切换的准则, 以减少非线性程度较强的输出通道的子模型切换过于频繁的现象.

选用非线性程度较小的输出通道的输出偏差作为不同层次间模型的切换指标的切换方法, 类似于多模型方法中的硬切换方法, 其控制效果对指标的阈值依赖较大, 如果阈值选择不当, 对于非线性强度较大的通道来说, 模型切换时会存在较大的抖动. 为此, 本文在采用非线性强度较弱通道的输出偏差作为层次切换准则的基础上, 当输出偏差大于最大阈值时, 采用最上层模型; 当输出偏差小于最大阈值时, 根据层次切换准则, 判断模型层次 (假设为 L_i 层), 然后, 借用多模型软切换思想, 在 L_i 层和 L_i 层的上层 (假设为 L_{i-1} 层), 分别选择最佳匹配模型, 计算控制增量, 最后, 对这两个控制增量进行加权计算最终控制量. 权重的大小由所选模型输出与实际输出的偏差决定, 偏差越大, 表明当前工况下子模型的精度低, 相应模型产生的控制增量的权重越小; 偏差越小, 表明当前工况下子模型的精度高, 相应模型产生的控制增量的权重越大. 算法步骤如下 (设多层次模型的层次数目为两层):

1) 采用文献 [16] 中的方法, 对各通道的非线性程度进行度量, 选择非线性系统中非线性程度较小的输出通道的输出偏差为层次模型切换的准则.

2) 在 t 时刻, 计算非线性强度较弱通道的输出偏差 $e_{out}(t)$. 当 $e_{out}(t) > a$ (a 表示阈值) 时, 采用上层模型, 在上层模型中, 选择最佳匹配模型应用到控制系统中.

$$e_{out}(t) = |y_{out}(t) - y_{set}| \quad (1)$$

其中, $y_{out}(t)$ 为实际输出, y_{set} 为期望输出值.

当 $e_{out}(t) \leq a$ 时, 采用上层最佳匹配模型和下层最佳匹配模型计算所得控制量加权方式得到控制器输出. 具体步骤为:

a) 分别对输出通道 i ($i = 1, \dots, n_y$, n_y 表示系统输出的个数) 在上层模型中选择一个适合当前工况应用的子模型 $M_{u,i}$ (最佳匹配模型), 计算当前时刻的模型输出 $y_{u,i,m}(t)$, 并计算此子模型的模型输出与当前时刻系统实际输出的偏差:

$$e_{u,i,m}(t) = |y_{out,i}(t) - y_{u,i,m}(t)| \quad (2)$$

其中, $e_{u,i,m}(t)$ 代表输出通道 i 选定的上层子模型的模型输出偏差, $y_{out,i}(t)$ 代表系统输出通道 i 的实际输出, $y_{u,i,m}(t)$ 代表输出通道 i 选定的上层子模型的模型输出.

b) 分别对于输出通道 i ($i = 1, \dots, n_y$), 在下层模型中选择一个适合当前工况应用的子模型 $M_{b,i}$ (最佳匹配模型), 计算当前时刻的模型输出 $y_{b,i,m}(t)$, 并计算此子模型的模型输出与当前时刻系统实际输出的偏差:

$$e_{b,i,m}(t) = |y_{out,i}(t) - y_{b,i,m}(t)| \quad (3)$$

其中, $e_{b,i,m}(t)$ 代表输出通道 i 选定的下层子模型的模型输出偏差, $y_{b,i,m}(t)$ 代表输出通道 i 选定的下层子模型的模型输出.

c) 根据子模型 $M_{u,i}$ ($i = 1, \dots, n_y$) 和 $M_{b,i}$ ($i = 1, \dots, n_y$), 应用 GPC 算法分别得到控制增量 $\Delta \mathbf{u}_u(t)$ 和 $\Delta \mathbf{u}_b(t)$.

d) 计算权重

$$w_u(t) = \frac{\sum_{i=1}^{n_y} \left(\frac{1}{e_{u,m,i}(t)} \right)^2}{\sum_{i=1}^{n_y} \left(\frac{1}{e_{u,m,i}(t)} \right)^2 + \sum_{i=1}^{n_y} \left(\frac{1}{e_{b,m,i}(t)} \right)^2} \quad (4)$$

其中, $w_u(t)$ 为 t 时刻上层模型产生的控制增量的权重, 下层模型产生的控制增量的权重为 $1 - w_u(t)$.

e) 对上层和底层控制增量进行加权, 得到控制增量 $\Delta \mathbf{u}(t)$ 并将其应用到系统中.

$$\Delta \mathbf{u}(t) = w_u(t) \times \Delta \mathbf{u}_u(t) + (1 - w_u(t)) \times \Delta \mathbf{u}_b(t) \quad (5)$$

同层最佳匹配模型选择方法: 在 L_j 层, 根据当前时刻 (t 时刻) 工况数据与 L_j 层聚类中心的距离, 判断 t 时刻的 L_j 层最佳匹配模型. 具体步骤如下, 假设 K-means 聚类所用的工况数据集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^l$, l 是数据集的属性个数, L_j 层共有 K_j 个模型 (即 K_j 个类), $\mathbf{c}_{L_j,m}$ ($m = 1, 2, \dots, K_j$) 为第 m 个聚类中心, $\mathbf{c}_{L_j,m} = [c_{L_j,m,1}, c_{L_j,m,2}, \dots, c_{L_j,m,l}]^T$.

1) 当前时刻工况数据为 $\mathbf{x}'_k(t) = [x'_{k,1}, x'_{k,2}, \dots, x'_{k,l}]^T$, 计算 $\mathbf{x}'_k(t)$ 与各个聚类中心 $\mathbf{c}_{L_j,m}$ 的距离.

$$\text{dist}(\mathbf{x}'_k(t), \mathbf{c}_{L_j,m}) = \sum_{j=1}^l (x'_{k,j} - c_{L_j,m,j})^2 \quad (6)$$

2) 将 $\mathbf{x}'_k(t)$ 归属于使 $\text{dist}(\mathbf{x}'_k(t), \mathbf{c}_{L_j,m})$ 最小的类 $\mathbf{c}_{L_j,\min}$ 中.

$$\mathbf{c}_{L_j,\min} = \text{Min} [\text{dist}(\mathbf{x}'_k(t), \mathbf{c}_{L_j,1}), \dots, \text{dist}(\mathbf{x}'_k(t), \mathbf{c}_{L_j,m}), \dots, \text{dist}(\mathbf{x}'_k(t), \mathbf{c}_{L_j,K_j})] \quad (7)$$

3) $\mathbf{c}_{L_j,\min}$ 所对应的子模型即为该层最佳匹配模型.

3 pH 中和过程仿真实验

pH 中和过程是一个很典型的非线性系统. 考虑两输入两输出、且有一个扰动的 pH 中和过程, 反应过程的动态模型见文献 [20], 动态模型参数见表 1. (F_a, F_b) 是输入, (h, pH) 是输出, F_{bf} 是扰动, 由此辨识出的子模型输入与输出的关系式 (8) 和式 (9).

$$\hat{y}_h(t) = P_{10} + P_{11}F_a(t-1) + P_{12}F_b(t-1) + P_{13}F_{bf}(t-1) + P_{14}y_h(t-2) + P_{15}y_h(t-1) \quad (8)$$

$$\hat{y}_{\text{pH}}(t) = P_{20} + P_{21}F_a(t-1) + P_{22}F_b(t-1) + P_{23}F_{bf}(t-1) + P_{24}y_{\text{pH}}(t-2) + P_{25}y_{\text{pH}}(t-1) \quad (9)$$

在仿真过程中, 首先, 获得 pH 中和过程的动态数据, 然后, 应用多层次多模型建模方法获得 pH 中和过程的多层次

多模型 (MHM). 各输出通道的多层次多模型分为两层, 上层模型 (TM1) 有 2 个子模型, 下层模型 (TM2) 有 5 个子模型, 且采用上层模型和下层模型时的控制器参数不同, 参数见表 2, 其中, m 是控制时域, p 是预测时域, w 是控制权重矩阵的系数, q 是误差权重矩阵的系数. pH 通道的非线性程度较大, pH 通道的稳态输出见图 3 (其中 F_a 为 17 mL/s).

表 1 pH 中和过程的参数 [20]

Table 1 The parameters of pH neutralization process [20]

参数	值	参数	值
A	207/cm ²	C_v	8.75/(mL/cm ⁻¹ /s ⁻¹)
pk_1	6.35	pk_2	10.25
w_{aa}	3×10^{-3}	w_{ba}	-3.05×10^{-3}
w_{ab}	0	w_{bb}	5×10^{-5}
w_{bfa}	-3×10^{-2}	w_{bfb}	3×10^{-2}

表 2 不同结构模型的控制参数

Table 2 The control parameters for different model

参数	TM1	TM2
m	5	5
p	8	8
w	1	1.5
q	0.01	0.01

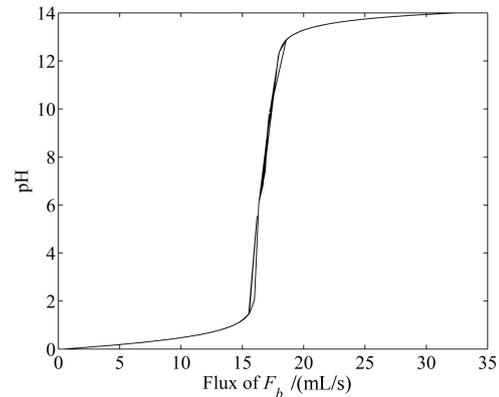


图 3 pH 通道的稳态输出

Fig. 3 The static output of pH channel

首先, 采用文献 [18] 的方法, 两个通道分别采用各自的输出偏差作为层次间模型切换准则, pH 通道的层次间模型切换准则的阈值为 0.5, h 通道层次间模型切换准则的阈值为 0.8. 当切换准则大于阈值时, 采用上层模型, 反之采用下层模型. 同层模型间的切换采用基于 K-means 聚类的硬切换方法, 并利用多变量 GPC 算法设计控制器, 控制器参数见表 2. 仿真结果如图 4~图 6 所示.

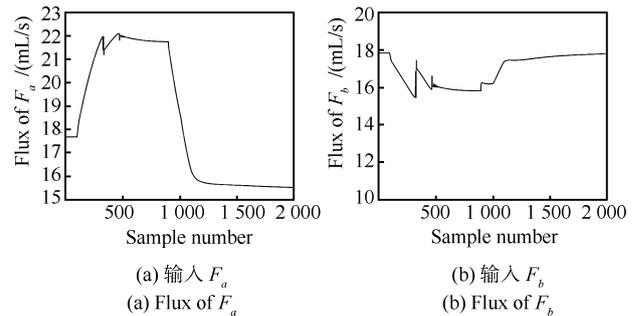


图 4 pH 中和过程输入

Fig. 4 The input of pH neutralization process

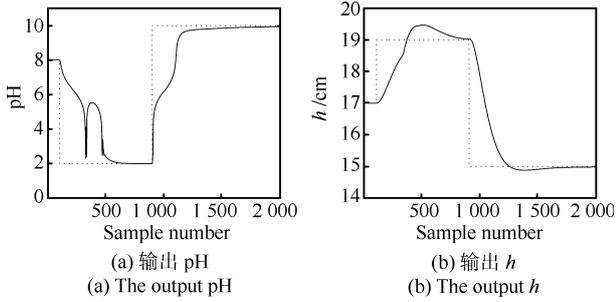


图 5 pH 中和过程输出

Fig. 5 The output of pH neutralization process

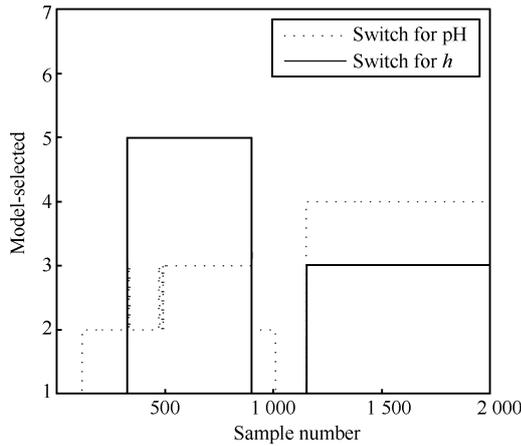


图 6 多层次多模型预测控制中模型使用图 (1~2 代表上层模型, 3~7 代表底层模型)

Fig. 6 The selected model of multi-hierarchical model predictive control (1~2 represent the top model, 3~7 represent the bottom model.)

从实验结果可以看出, 当系统发生大的工况变化时, 由于 pH 通道自身非线性特性强, 层次间模型切换频繁, 致使输出产生较大的振荡; 而由于 h 通道自身非线性特性较弱, 其输出设定值即使变化范围大, 实际输出变化也较为平缓, 并且未出现层次间模型频繁切换现象. 在仿真过程中, 对阈值进行调节, 然而输出振荡的现象仍然存在.

将本文提出的多层次多模型预测控制切换方法 (MHM) 应用于系统中, 并与传统单层多模型预测控制做比较, 控制器参数见表 2, 仿真结果如图 7 和图 8, 其中, 单层多模型预测控制分别采用上层模型 (TM1) 和下层模型 (TM2) 作为预测模型, 各输出仿真结果图中, 呈矩形变化的虚线代表输出设定值的变化, 实线代表不同控制方式下的输入输出. 应用本文方法时, 选用 h 通道输出偏差 e_{out} 作为整个系统层次间模型切换的准则, 当 $e_{out} > 0.5$ 时, 应用上层模型计算控制增量, 当 $e_{out} \leq 0.5$ 时, 对采用上层模型和下层模型所得控制增量进行加权.

从仿真结果中可以看出, 当非线性系统的工况大范围变化时, 只应用上层模型时, 系统实际输出会产生大的超调; 而只采用下层模型时, 系统实际输出会在模型切换过程中产生振荡并且收敛速度过慢. 采用新的切换策略, 在工况变化的起始时刻主要应用上层模型, 使得控制系统的输出快速达到设定输出, 输出上升时间短. 当 e_{out} 达到阈值时, 引入软切

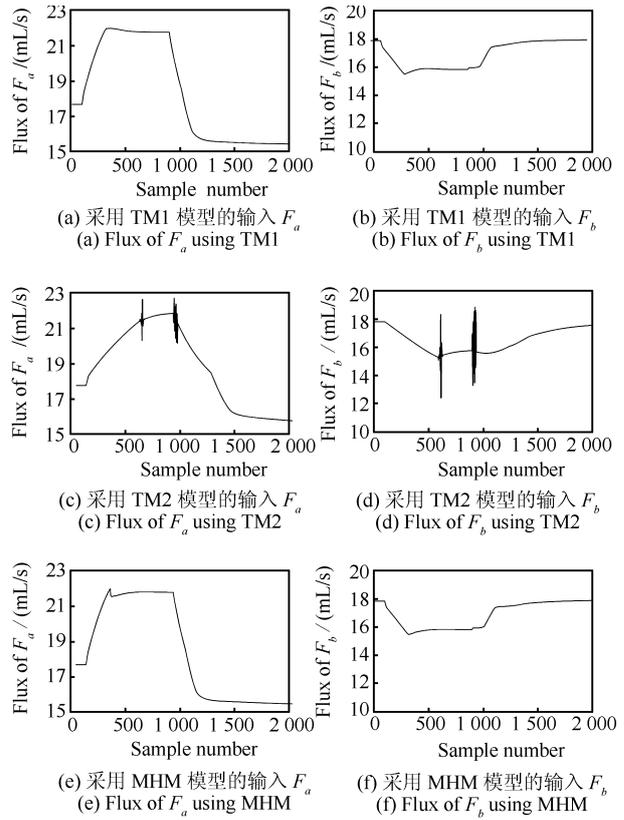


图 7 pH 中和过程输入

Fig. 7 The input of pH neutralization process

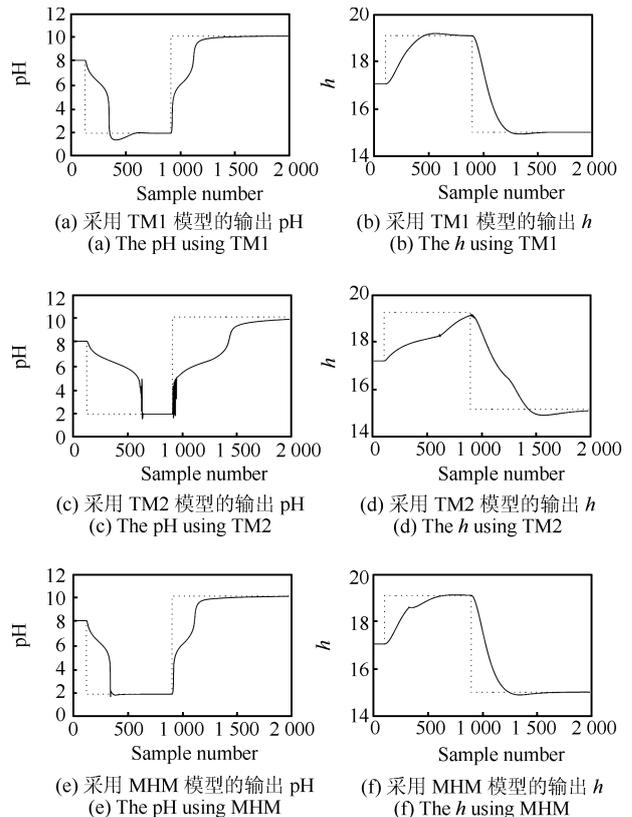


图 8 pH 中和过程输出

Fig. 8 The output of pH neutralization process

换思想,对上层和下层模型的控制增量进行加权得到系统的控制量,减小了模型切换引起的输出振荡,减小了超调。

新的层次间模型切换方法的阈值决定了系统何时进行层次切换,以保证系统输出具有较短的上升时间和较快的收敛速度,层次间的控制量加权方法确保了系统输出具有较少的振荡和较小的超调,采用此模型切换方法使得控制系统动态控制品质得到了改善。

4 结论

本文通过分析多层次多模型的结构、不同层次模型及其切换对控制性能的影响、非线性系统各输出通道非线性程度对模型层次切换的影响,提出了以多变量系统中非线性程度较小的通道的输出偏差作为层次模型切换准则,并引入基于两层最佳匹配模型的多层次多模型切换方法。基于此切换方法对多输入多输出 pH 中和过程进行控制,仿真结果表明,该方法可以有效地解决多输入多输出非线性系统工况大范围跳变的情况,并且克服了层次间模型切换过于频繁及模型切换本身给控制品质带来的影响。

References

- 1 Chow C M, Kuznestov A G, Clarke D W. Successive one-step-ahead predictions in multiple model predictive control. *International Journal of Systems Science*, 1998, **29**(9): 971–979
- 2 Özkan L, Kothare M V, Georgakis C. Control of a solution copolymerization reactor using multi-model predictive control. *Chemical Engineering Science*, 2003, **58**(7): 1207–1221
- 3 MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. California: University of California Press, 1967. 281–297
- 4 Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. *Journal of Cybernetics*, 1973, **3**(3): 32–57
- 5 Zhang T, Ramakrishnan R, Livny M. BIRCH: an efficient data clustering method for very large databases. In: Proceedings of the 1996 ACM SIGMOD International Conference on Management of data. New York, USA: ACM, 1996. 103–114
- 6 Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1997, **39**(1): 1–38
- 7 Norquay S L, Palazoglu A, Romagnoli J A. Nonlinear model predictive control of pH neutralization using Wiener models. In: Proceedings of the 13th IFAC World Congress. San Francisco, USA: IFAC, 1996. 31–36
- 8 Mahmoodi S, Poshtana J, Jahed-Motlagh M R, Montazeri A. Nonlinear model predictive control of a pH neutralization process based on Wiener-Laguerre model. *Chemical Engineering Journal*, 2009, **146**(3): 328–337
- 9 Qin S J. Recursive PLS algorithms for adaptive data modeling. *Computers & Chemical Engineering*, 1998, **22**(4–5): 503–514
- 10 Du J J, Song C Y, Li P. Multilinear model control of Hammerstein-like systems based on an included angel dividing method and the MLD-MPC strategy. *Industrial and Engineering Chemical Research*, 2009, **48**(8): 3934–3943
- 11 Novak J, Bobal V. Predictive control of the heat exchanger using local model network. In: Proceedings of the 17th Mediterranean Conference on Control & Automation. Thessaloniki, Greece: IEEE, 2009. 657–662
- 12 Chen Q H, Gao L J, Dougal R A, Quan S H. Multiple model predictive control for a hybrid proton exchange membrane fuel cell system. *Journal of Power Sources*, 2009, **191**(2): 473–482
- 13 Dougherty D, Cooper D. A practical multiple model adaptive strategy for single-loop MPC. *Control Engineering Practice*, 2003, **11**(2): 141–159
- 14 Kordon A, Fuentes Y O, Ogunnaike B A, Dhurjati P S. An intelligent parallel control system structure for plants with multiple operating regimes. *Computers & Chemical Engineering*, 1997, **21**(Supplement): S119–S124
- 15 Rodriguez J A, Romagnoli J A, Goodwin G C. Supervisory multiple regime control. *Journal of Process Control*, 2003, **13**(2): 177–191
- 16 Du J J, Song C Y, Li P. A gap metric based nonlinearity measure for chemical processes. In: Proceedings of the 2009 American Control Conference. St. Louis, Missouri, USA: IEEE, 2009. 4440–4445
- 17 Liu L L, Zhou L F. Multi-hierarchical model predictive control based on K-means clustering algorithms. *Advanced Materials Research*, 2011, **211–212**: 147–151
- 18 Zhou Lu-Wen, Zhou Li-Fang. Multiple modeling method based on advanced K-means clustering. *Journals of University of Science and Technology*, 2005, **35**(Supplement): 62–67
(周芦文, 周立芳. 基于改进 K-means 聚类算法的多模型建模方法. 中国科学技术大学学报, 2005, **35**(增刊): 62–67)
- 19 Bordons C, Camacho E F. A generalized predictive controller for a wide class of industrial processes. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1998, **6**(3): 372–387
- 20 Nie J H, Loh A P, Hang C C. Modeling pH neutralization processes using fuzzy-neural approaches. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, **78**(1): 5–22

刘琳琳 浙江大学控制科学与工程学系硕士研究生。主要研究方向为非线性系统多模型预测控制方法。E-mail: linlinliu209@163.com

(LIU Lin-Lin Master student in the Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University. Her main research interest is multi-hierarchical model predictive control of nonlinear system.)

周立芳 浙江大学控制科学与工程学系副教授。主要研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化。本文通信作者。

E-mail: lfzhou@iipc.zju.edu.cn

(ZHOU Li-Fang Associate professor in the Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University. Her research interest covers modeling, control and optimization of complex engineering system. Corresponding author of this paper.)

嵇婷 浙江大学控制科学与工程学系硕士研究生。主要研究方向为锅炉汽包建模与控制。E-mail: tji@iipc.zju.edu.cn

(JI Ting Master student in the Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University. Her research interest covers modeling and control of drum boiler.)

赵豫红 浙江大学控制科学与工程学系副教授。主要研究方向为复杂工业过程建模、控制与优化。E-mail: yzhao@iipc.zju.edu.cn

(ZHAO Yu-Hong Associate professor in the Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University. Her research interest covers modeling, control and optimization of complex engineering system.)