

研究论文

基于聚类多模型建模的多模态预测控制

周立芳¹, 张赫男²

(¹ 浙江大学信息学院控制系工业控制研究所, ² 先进控制研究所, 浙江 杭州 310027)

摘要: 多模型预测控制 (MMPC) 是解决非线性控制问题的重要手段, 本文针对多模态控制器设计中模态匹配准则的选取问题, 利用当前样本状态与各聚类建模子空间距离差异, 提出了一种基于距离匹配的多模型控制器加权算法。然后, 基于模态融合思想, 提出了模态加权构建实时预测模型的控制策略。通过对 pH 中和过程进行仿真, 结果表明: 两种方法都提高了非线性系统的暂态响应, 跟踪特性优良, 体现了它们对非线性系统大范围控制的有效性。

关键词: 多模型切换策略; 多模型预测控制; 多模态控制器设计; 模型融合

中图分类号: TP 27

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2008) 10-2546-07

Research on multi-mode MPC based on clustering multi-modeling

ZHOU Lifang¹, ZHANG Henan²

(¹ Institute of Industrial Control, ² Institute of Advanced Process Control, Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, Zhejiang, China)

Abstract: Multi-mode model predictive control (MMPC) is an important method for the control problem of a nonlinear system. In this paper, aiming at the selection problem of model matching criterion in multi-mode controller design, a weighted averaging method for multi-model manipulated variables was presented based on the 'distance match' criterion, in which the distance difference between current sampling state and each clustering center was used to obtain weighted averaging coefficient. To improve the precision of model, based on 'model fusion' technique, the predictive model was reconstructed online by modal weighted averaging. The simulation results in the pH neutralization process showed that both algorithms proposed in this paper could improve the transient response of a nonlinear system and perform good output tracking in a wide range.

Key words: multi-model switching strategy; MMPC; multi-mode controller design; model fusion

引 言

预测控制方法针对线性对象可以表现出良好的控制特性, 但实际系统或多或少带有非线性、时变

等特点, 若用线性系统去近似非线性系统, 即使采用反馈校正策略, 也无法很好地削弱模型失配所造成的影响, 从而影响控制系统的稳态及动态性能。因此, 预测控制思想在非线性过程控制中的有效应

2007-12-07 收到初稿, 2008-01-08 收到修改稿。

联系人及第一作者: 周立芳 (1973—), 女, 副教授。

基金项目: 浙江省教育厅科研项目 (Y200701873); 国家自然科学基金项目 (60503065); 国家高技术研究发展计划项目 (2006AA04Z168)。

Received date: 2007-12-07.

Corresponding author: ZHOU Lifang, associate professor.

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

Foundation item: supported by Zhejiang Province Education Project (Y200701873), the National Natural Science Foundation of China (60503065) and the High-tech Research and Development Program of China (2006AA04Z168).

用已成为控制理论界研究的重点问题之一。

多模型建模方法是一种解决非线性系统建模问题的有效工具，其基本思想是先将复杂系统划分为多个子区间，在每个子区间建立局部线性模型^[1]，最后按照某一原则获取系统的全局模型。由此搭建的局部模型就可以满足预测控制对模型线性特性的要求，但同时会引入多模型切换策略选择及切换扰动控制等新课题。

基本的多模型切换策略可以理解为单模型之间的切换。它的特点是根据某一性能指标直接切换到单一局部模型^[2]。常用的指标有负载变化^[3]、系统输出^[4]、模型预测误差^[5]、频域响应特性^[6]等。当系统的当前状态与几个局部模态都十分接近时，采用单模型切换方法可能会造成在几个接近的局部模型之间频繁切换的现象，同时由于采用固定模型的局限性及建模过程对先验样本点的依赖性，所选单模型未必能准确描述非线性对象状态。针对这一问题，研究者提出了很多改进方法，例如：引入辅助切换指标^[5,7]来降低切换频率；自适应子模型的引入^[8-9]；基于模型融合思想的模型构建方法^[10-11]；设计多模态控制器^[12]等。

文献 [12] 从多模态的角度采用基于输出匹配加权指标的多模型控制输出加权策略对非线性系统进行控制，这种方法相当于一种软切换。其特点是切换过程比较平滑，不会造成切换输出有大的跳跃，但由于选用的性能指标是基于历史预测输出误差的，在强调稳定性的同时灵活性不足，对非线性较强的局部工况得不到良好的控制效果。本文在聚类建模的基础上，提出了距离匹配的加权性能指标来进行多模态控制器设计。同时基于模型融合的思想，提出了模态加权构建实时预测模型的控制策略，增加了模型的自适应能力，使其更精确地描述非线性系统实际状态，为多模态的控制思想提供了新的实现形式。最后，以 pH 中和过程为例，对所提出的算法进行了验证。

1 基于聚类的多模型建模

多模型建模方法的研究越来越广泛，其策略层出不穷，基于聚类的多模型建模方法也有许多分支：划分方法、层次方法、基于密度的方法、基于网络的方法、基于模型的方法等。同时聚类目标簇个数以及初始簇中心的选取方法也是影响聚类结果的重要因素。本文采用文献 [13] 提出的一种改进

K-means 聚类算法，利用被控对象先验样本点，对非线性对象进行多模型建模划分，然后对划分后的样本子空间采用偏最小二乘 (PLS) 算法进行回归分析，得到各子模型。算法流程如图 1 所示。

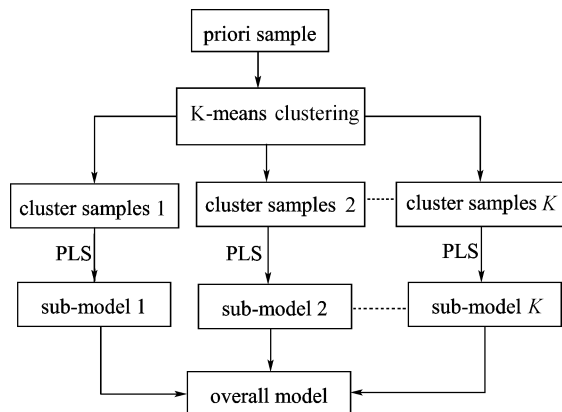


图 1 聚类多模型建模流程

Fig. 1 Process of multiple modeling based on clustering

具体算法如下：

(1) 将先验样本点由聚类算法分割为 K 个样本集合（样本簇），并记录每个样本簇的簇中心。

该步骤的基本思想是先设定 K-means 聚类的初始分类个数 $K=2$ ，其次根据 CCIA 算法^[14]初始化聚类中心，获取数据样本的初始分类，然后再利用基于密度的多尺度空间数据融合算法 (DBMS-DC)^[15]对初始分类进行相似簇的融合过程，获取对应 K 值下的样本簇分类结果，按所定义的评价函数进行聚类结果的性能指标值计算，如果性能指标值增加，则认为目前的聚类效果比之前的好，增加新的簇是有利的，则进入下一个循环当中，直到性能指标值随着 K 的增加出现负增长，结束聚类过程。

(2) 对每个簇采用 PLS 回归方法得到针对某一输出的各个局部线性子模型，用于预测输出。模型集中的所有子模型都具有式 (1) 的结构

$$y_j = p_0^j + p_1^j x_1 + p_2^j x_2 + \cdots + p_n^j x_n \quad j \in [1, K] \quad (1)$$

其中， j 表示第 j 个模态， y_j 表示属于模态 j 空间下输出， $x_k (k=1, 2, \cdots, n)$ 表示系统第 k 个输入， $p_i^j (i=1, \cdots, n)$ 表示第 j 个模型中第 i 个输入对应的模型参数， p_0^j 表示第 j 个模型的常数项。

2 多模态预测控制器设计

基于多模型思想的预测控制算法研究，主要是针对每个局部模型事先设计预测控制器，然后通过

切换指标切换到相应的控制器进行控制。多模态加权控制器设计也是在这种思想的指导下,对系统各模态分别设计子控制器,然后基于某性能指标对各子控制器输出进行加权,得到实际的控制输出。

2.1 系统结构

以 3 个固定系统子模型为例,多模态预测控制器结构如图 2 所示。

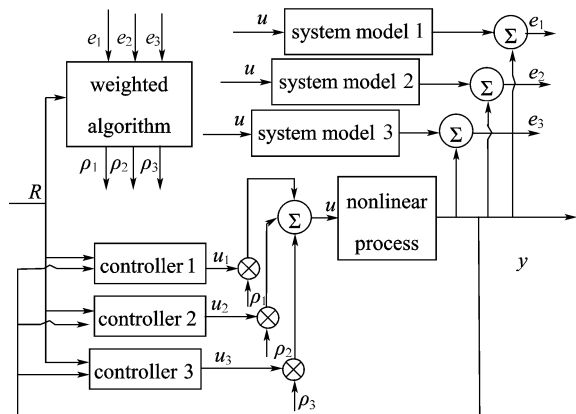


图 2 多模态控制器结构

Fig. 2 Frame of multi-mode controller

图 2 中的 R 为参考输入, u_i 为第 i 个模态控制器的输出, p_i 为第 i 个模态的权重, u 为加权之后的控制器输出, y 为实际系统的输出, e_i 为实际系统输出与第 i 个模态的输出偏差。系统模态由本文第 1 部分中介绍的基于聚类多模型建模方法获得。然后针对各线性模型,采用多变量广义预测控制方法,设计各线性模型对应的预测控制器。加权器则根据每个线性模型与实际对象的匹配程度来计算相应预测控制器输出的相对权值,实际对象的输入是所有控制器输出的加权和。

2.2 控制输出加权算法

2.2.1 基于输出匹配性能指标的加权算法 假设多变量非线性系统有 p 个输入 q 个输出,每个输出有 K 个模态,则对于具有 q 个输出的多变量系统来说,就有 $m=K \times q$ 个系统模态, $e_i(k) = y(k) - y_i(k)$ 表示 k 时刻实际输出与第 i 个系统模态的模型输出误差,则基于输出匹配的性能指标可以表示为

$$J_i = \alpha \|e_i(k)\|_2^2 + \beta \sum_{j=1}^L \theta^j \|e_i(k-j)\|_2^2 \quad (2)$$

$i = 1, \dots, m$

其中, α 表示当前 k 时刻的误差权重 ($\alpha > 0$), β 表示过去 L 个时刻的误差权重 ($\beta > 0$),且满足 $\alpha + \beta = 1$; 遗忘因子 θ^j ($0 < \theta^j < 1$) 表示对过去 $(k-j)$

时刻输出误差的记忆效应; J_i 表示第 i 种系统模态与被控对象的匹配程度, J_i 越小表示模型失配也越小。

被控对象处于第 i 个模态的权重可通过归一化得到

$$\rho_i = \frac{J_i^{-1}}{\sum_{j=1}^m J_j^{-1}} \quad (3)$$

则对象的控制输入可以表示为

$$u(k) = \sum_{i=1}^m \rho_i u_i(k) \quad (4)$$

式中 $u_i(k)$ 表示第 i 个预测控制器的输出。

2.2.2 基于距离匹配性能指标的加权算法 基于输出匹配的加权算法,强调模态的历史表现,当工况变化剧烈时会造成模型的严重失配,从而影响动态控制品质;本文在聚类建模的基础上利用当前样本点与各聚类簇中心距离的差异特性,提出了基于距离匹配的加权性能指标。其算法结构框图如图 3 所示。

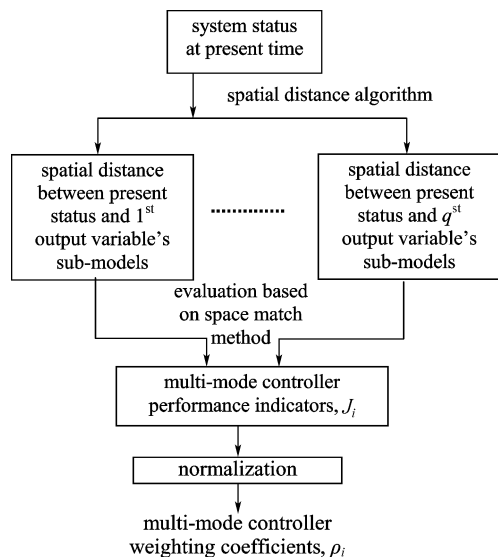


图 3 距离匹配加权算法流程

Fig. 3 Process of weighted algorithm based on space match method

算法基本步骤如下:

(1) 获取由系统当前输入及前一时刻输出组成的系统状态数据;

(2) 对应系统的 m 个模态,其距离匹配评价指标 J_i 可以用式 (5) 获得

$$J_i = [\text{dist}(\mathbf{d}, \mathbf{y}_{1\eta}) \times \text{dist}(\mathbf{d}, \mathbf{y}_{2\mu}) \times \dots \times \text{dist}(\mathbf{d}, \mathbf{y}_{q\chi})]^w$$

$i = 1, \dots, m; \eta, \mu, \dots, \chi \in [1, K]$

$$\text{dist}(\mathbf{d}, \mathbf{y}_{kl}) = \sum_{l=1}^n (d_l - y_{kl})^2 \quad l \in [1, n] \quad (5)$$

式中 $y_{kj} (k=1, \dots, q; j=\eta, \mu, \dots, \chi)$ 表示第 k 个输出变量的第 j 个模态聚类中心; ω 为差异因子 ($\omega > 0$), 取 $0 < \omega < 1$ 时, 表示将模态组合差异缩小; 取 $\omega > 1$ 时, 表示将模态组合差异放大; d 代表系统当前状态样本点; $\text{dist}(d, y_{kj})$ 表示当前状态 d 与模态聚类中心 y_{kj} 的空间距离, d_l 表示当前样本点 d 的第 l 维属性; y_{kjl} 表示模态聚类中心 y_{kj} 的第 l 维属性。

各控制器输出权重及最终加权控制输出算法同式 (3)、式 (4)。

3 模型融合预测控制器设计

多模态控制加权的控制思想是先计算局部最优解, 然后根据模型匹配情况进行加权。本文受模型融合 (model fusion) 思想的启发, 结合基于距离匹配性能指标方法中的权重计算方法, 提出在模型阶段就进行加权的预测控制器设计策略, 其系统结构如图 4。

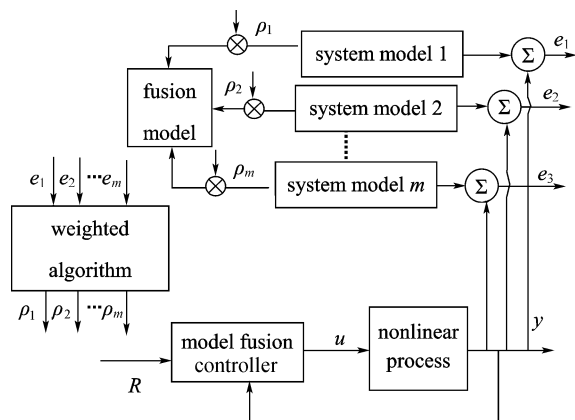


图 4 模型融合预测控制器结构

Fig. 4 Frame of predictive controller based on model fusion method

控制算法流程如下:

- (1) 由算法 2.2.2 节中式 (5) 得到基于距离匹配的性能评价参数矩阵 J 。
- (2) 由式 (3) 将评价参数经归一化转变为模型融合加权系数 ρ 。
- (3) 加权得到融合模型

$$\text{Model} = \sum_{i=1}^m \rho_i \text{Model}_i \quad (6)$$

式中 Model 代表融合后模型, Model_i 表示各系统模态。

假设经 PLS 回归后, 第 i 个局部模态输出的建模形式如式 (7) 所示

$$y(k) = a_0^i + a_1^i y(k-1) + a_2^i y(k-2) + b_1^i u(k) + b_2^i u(k-1) \quad (7)$$

式中 $y(k)$ 、 $y(k-1)$ 、 $y(k-2)$ 分别表示 k 、 $k-1$ 、 $k-2$ 时刻模型输出; $u(k)$ 、 $u(k-1)$ 分别表示 k 、 $k-1$ 时刻模型输入向量。则融合后模型用式 (8) 表示

$$y(k) = \sum_{i=1}^m \rho_i a_0^i + \sum_{i=1}^m \rho_i a_1^i y(k-1) + \sum_{i=1}^m \rho_i a_2^i y(k-2) + \sum_{i=1}^m \rho_i b_1^i u(k) + \sum_{i=1}^m \rho_i b_2^i u(k-1) \quad (8)$$

(4) 将得到的融合模型应用于预测控制算法中, 计算出最终控制输出。

4 仿真算例

下面以多输出 pH 过程为研究对象进行分析, 如图 5 所示, 三股进料 (输入) 分别为: 流入股强酸 (HNO_3) (F_a)、强碱 (NaOH) (F_b) 以及缓冲流入股 (NaHCO_3) (F_{bf}), 流出股 (输出, F_c), 系统输出包括罐的液位 h 以及流出物的 pH 值, w_{ij} 表示第 i 股流量中 j 组分的浓度。

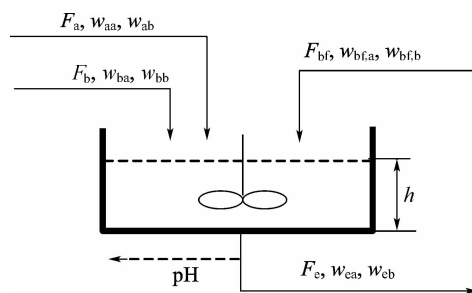


图 5 两输出 pH 中和过程示意图

Fig. 5 Sketch of two-output pH neutralization process

假设 CSTR 是完全混合且处处等温, McAvoy^[16]给出了图 5 所示 pH 过程动态数学模型。该模型由两部分组成, 动力学方程用于描述化学成分浓度的动态变化, 代数方程用于描述这些浓度间的化学平衡条件的非线性静态特性。基于这些动态模型, 首先采用本文所示方法按照以下步骤建立该非线性系统的多个线性模型。

- (1) 先验样本获得。设定反应物的流量按下式进行变化

$$\begin{aligned} F_a(k) &= 18 + 4\sin(2\pi k t_s / 15), \\ F_b(k) &= 20 + 4\cos(2\pi k t_s / 25), \\ F_{bf}(k) &= 0.55 + 0.055\sin(2\pi k t_s / 10) \end{aligned} \quad (9)$$

由代数方程和动力学方程计算出各时刻 pH 及 h 值, 作为实际系统输出, 同各时刻输入组合得到实

际系统先验样本点。

(2) 利用第一部分中基于聚类的多模型建模算法, 该系统局部线性模型的输入输出函数关系可以表述如下

$$\hat{y}_h(k) = P_{10} + P_{11}F_a(k-1) + P_{12}F_b(k-1) + P_{13}F_{bf}(k-1) + P_{14}y_h(k-1) + P_{15}y_{pH}(k-1)$$
$$\hat{y}_{pH}(k) = P_{20} + P_{21}F_a(k-1) + P_{22}F_b(k-1) + P_{23}F_{bf}(k-1) + P_{24}y_h(k-1) + P_{25}y_{pH}(k-1) \quad (10)$$

根据以上建立的多个线性模型, 设计无约束 GPC 控制器对 pH 过程进行控制, 假设预测时域为 8; 控制时域为 4; pH 与 h 输出预测偏差加权系数分别为 1、1.5; 控制增量加权系数 0.6; 反馈校正系数为 1。恒定扰动 $F_{bf}=0.55$, 其他参数的设置如下:

(1) 在采用输出匹配的性能指标进行仿真时, 式 (2) 中参数设定值为 $\alpha=0.7$, $\beta=0.3$, $\theta=0.8$, $L=5$;

(2) 在采用距离匹配的性能指标进行仿真时, 式 (5) 中差异因子根据被控对象响应特性的灵活性选取: 当所侧重的被控变量对输入变化较为敏感时, ω 取得大些。仿真算例中参数设定值为: $\omega=1.2$ 。

当输出 pH 和 h 设定值按照 pH 由 5→9→6→7 和 h 由 14→18→17→16 变化时, 文献 [5] 中提出的单模态控制策略 (基于多步预测误差的改进算法) 以及本文提到的各种方法的 pH 及 h 通道跟踪响应特性仿真曲线如图 6、图 7 所示。性能指标的比较如表 1~表 3 所示。其中, 表 2 中采用均方根误差指标 (RMSE) 来衡量各输出同设定值的偏差, 反映该通道的控制效果。

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - r_i)^2 \right]^{0.5} \quad (11)$$

式中 n 为仿真采样步数; r_i 为第 i 步设定值; y_i 为该通道第 i 步输出。

表 1 各种方法仿真结果中的调节时间(采样周期数)比较
Table 1 Comparison for settling time(sampling cycles) among various methods

Output channel	Setting value	Single model	Output match	Space match	Model fusion
pH	9	30	37	22	19
	6	40	32	27	25
	7	34	30	20	29
h	18	57	39	36	38
	17	51	62	59	61
	16	49	61	47	48

Note: Allowable tolerance: $\pm 5\%$.

表 2 各种方法仿真输出 RMSE

Table 2 RMSE of output among various methods

Output channel	Single model	Output match	Space match	Model fusion
pH	0.7437	0.7039	0.6401	0.6305
h	0.5721	0.5493	0.5452	0.5529

表 3 各种方法仿真结果中的超调量

Table 3 Overshoot among various methods/%

Output channel	Setting value	Single model	Output match	Space match	Model fusion
pH	9	11.1	5.0	8.9	9.8
	6	6.3	1.4	1.4	2.9
	7	7.8	6.8	4.7	8.1
h	18	38.8	16.1	14.1	19.2
	17	23.8	31.3	22.2	34.2
	16	16.8	26.0	23.7	19.5

从图 6 和图 7 中, 图 (a) 仿真结果与图 (b)、(c)、(d) 中多模态方法以及表 3 的比较可以看出: 后者比前者较好地抑制了超调。从表 1、表 2 还可以看出, 基于距离匹配和模型融合的控制方法加快了系统的响应速度, 提高了设定值跟踪精确程度 (特别是 pH 的设定值从 5 变化到 9 时, 基于输出匹配的控制方法在接近设定值时出现大幅度、多次的振荡现象), 但对于 h 通道的改进不如 pH 通道显著。

其原因分析如下。输出匹配, 经过以历史预测误差为性能指标的加权, 控制变量显得变化死板, 不够灵活, 使得原本控制效果十分优异的一些控制点出现了小幅振荡, 但增加了系统稳定性。以距离匹配程度作为加权性能指标后, 强调了当前时刻各个模态组合与实际系统的差异性, 保障了各模态组合控制输出应有的不同权重, 使控制输出所依赖的全局模型与当前实际对象更为贴切, 强调模型匹配的灵活性及实时性。

模型融合则针对各个线性模型的整体加权, 即预测控制滚动优化时, 优化函数中的预测输出是由各单个模型预测输出加权得到, 从而计算出控制增量。相较基于不同模型得到各局部模态最优解后进行加权, 其控制解更具备全局最优性和灵活性。

因此对于耦合性多输出对象, 在应用以上两种方法时, 对于 pH 通道 (对输入变化敏感, 局部模态变换频繁) 的控制效果会有很大改进。相应地, 对输入变化不敏感, 过渡过程缓慢的 h 通道的控制效果比较输出匹配的方法, 改进并不显著。

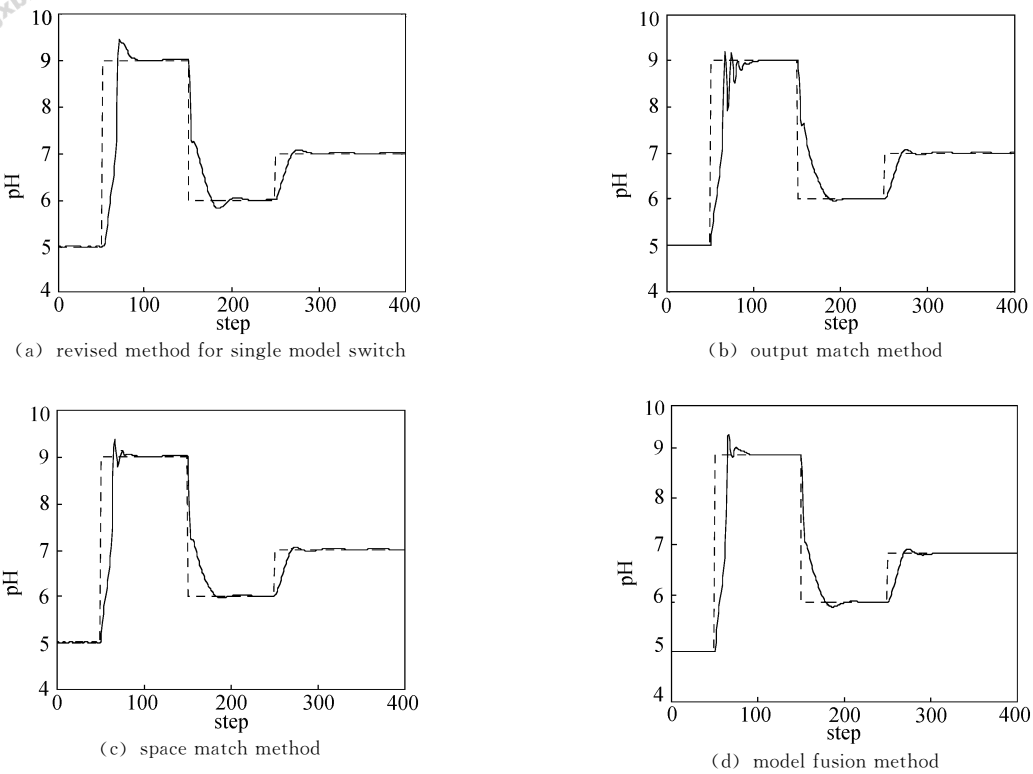


图 6 pH 通道跟踪响应

Fig. 6 Tracking response of pH-channel

----- set point; ——— pH

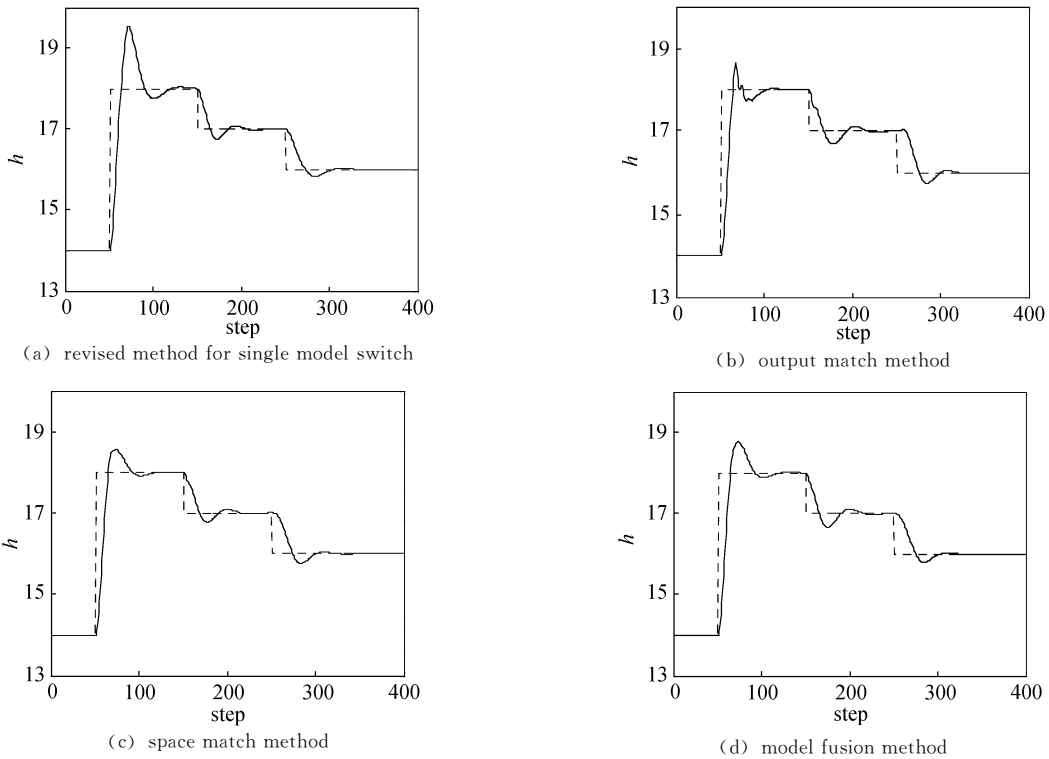


图 7 h 通道跟踪响应

Fig. 7 Tracking response of h-channel

----- set point; ——— h

5 结 论

将数据挖掘的方法应用于控制理论时, 一般需要经历聚类(样本分析)和分类(工况辨识)的过程, 前者用于系统辨识, 后者用于控制量计算, 控制效果取决于二者的配合和精度。多模态控制加权及模型融合预测控制器设计都是建立在多个模型或相应控制输出共同参与当前时刻过程调节的思想, 可以降低分类方法对聚类建模准确性的依赖, 但并不能完全割断分类同聚类过程的联系。因此, 选择与聚类方法相适应的分类评价指标可以提高系统的控制质量。

本文建模阶段采用了基于样本点空间距离的聚类划分, 使得距离匹配相对于输出匹配有更优的控制效果。在基于数据挖掘的智能化、学习型控制系统研究中, 这种新的性能指标以及模型融合的思想将会有广阔的应用空间。

References

- [1] Li Youfeng (李幼凤), Su Hongye (苏宏业), Chu Jian (褚健). Overview on subspace model identification methods. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)* (化工学报), 2006, **57** (3): 473-479
- [2] Narendra K S, Balakrishnan J. Adaptation and learning using multiple models, switching and tuning. *IEEE Control Systems Magazine*, 1995, **15** (3): 37-51
- [3] Wang Dongfeng, Pu Han, Wang Guoyu, Lu Huiming. Multi-model adaptive predictive functional control and its application//Proceedings of the First International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Beijing, 2002: 2126-2130
- [4] Xi Yugeng (席裕庚), Wang Fan (王凡). Nonlinear multi-model predictive control. *Acta Automatica Sinica* (自动化学报), 1996, **22** (4): 456-461
- [5] Zhou Luwen (周芦文), Zhou Lifang (周立芳). The research of multi-model predictive control based on clustering method for MIMO nonlinear system [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006
- [6] Xue Zhenkuang (薛振框), Li Shaoyuan (李少远). Multiple models switching control based on effective model matching. *Journal of Shanghai Jiaotong University* (上海交通大学学报), 2005, **39** (3): 353-356
- [7] Qu Changhai (曲长海), Lü Zhefeng (吕哲封), Mu Xiangyu (穆向禹). Restriction for the vibration of multi-model switching control. *Journal of Heilongjiang Institution of Science & Technology* (黑龙江科技学院学报), 2002, **12** (3): 8-10
- [8] Wang Xin (王昕), Yue Heng (岳恒), Chai Tianyou (柴天佑). Multivariable direct adaptive controller using multiple models. *Journal of Northeastern University: Natural Science* (东北大学学报: 自然科学版), 2002, **23** (1): 1-4
- [9] Li Xiaoli (李晓理), Wang Wei (王伟), Sun Wei (孙维). Multi-model adaptive control. *Control and Decision* (控制与决策), 2000, **15** (4): 390-394
- [10] Li Juan (李娟), Yuan Feng (袁峰), Li Mingshu (李明树), Wang Qing (王清). A model merging based approach for modeling the CMM implementation process. *Chinese Journal of Computer* (计算机学报), 2006, **29** (1): 54-65
- [11] Feng Xue, Raj Subbu, Piero Bonissone. Locally weighted fusion of multiple predictive models//Neural Networks, IJCNN'06. International Joint Conference. Canada, 2006: 2137-2143
- [12] Zhang Zhihuan (张智焕), Wang Shuqing (王树青), Wang Rongding (王荣鼎). Research on multiple model control of nonlinear system and simulation. *Journal of System Simulation* (系统仿真学报), 2003, **15** (7): 919-921
- [13] Zhou Lifang (周立芳), Zhou Luwen (周芦文), Zhao Yuhong (赵豫红). Multi-modeling of pH neutralization processes using improved k-means clustering based on new validity function. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)* (化工学报), 2007, **58** (8): 2051-2055
- [14] Khan S S, Ahmad A. Cluster center initialization algorithm for K-means clustering. *Pattern Recognition Letters*, 2004, **25**: 1293-1302
- [15] Pabitra Mitra, Murthy C A, Sankar K Pal. Density-based multiscale data condensation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24** (6): 734-747
- [16] McAvoy T J, Hsu E, Lowenthal S. Dynamics of pH in controlled stirred tank reactor. *Ind. Eng. Chem. Process. Des. Develop.*, 1972, **11**: 68-70