

## 基于模糊树模型的非线性系统内模控制

张伟<sup>†</sup>, 毛剑琴

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

**摘要:** 本文提出一种基于模糊树模型的非线性系统的内模控制方法, 该方法采用模糊树建立非线性系统的内部模型和逆模型. 仿真结果表明模糊树方法建立的非线性系统内部模型和逆模型均具有较高的建模精度, 所提内模控制方法对非线性系统具有较好的控制性能、较强的抗干扰能力和鲁棒性能.

**关键词:** 模糊树; 非线性系统; 内模控制

中图分类号: TP13 文献标识码: A

## Internal model control for nonlinear system based on fuzzy-tree method

ZHANG Wei<sup>†</sup>, MAO Jian-qin

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** The fuzzy-tree model is used to develop the internal model and inverse model of the nonlinear system. Simulation results show that the internal model and inverse model of the nonlinear system developed by the fuzzy-tree method have high model precision, and the proposed internal model controller has desirable control performance, strong anti-jamming ability and robustness.

**Key words:** fuzzy-tree method; nonlinear system; internal model control

### 1 引言(Introduction)

内模控制<sup>[1]</sup>是Garcia和Morari在20世纪80年代初提出的一种重要的控制方法, 具有设计简单、调节性能好、鲁棒性强以及能消除不可测干扰的影响等特点<sup>[2-3]</sup>. 非线性内模控制对于不确定性的鲁棒性很强, 广泛应用于过程控制. 在非线性内模控制应用上, 对象模型起着非常重要的作用. 但是一些对象的模型难于获得或者未知<sup>[4-6]</sup>, 基于神经网络的通用逼近性, 利用输入输出数据可以获得未知非线性系统的神经网络模型, 用于内模控制. 但是基于神经网络的内模控制方法不可避免的存在神经网络的一些共同缺陷, 例如, 神经网络的训练一般采用梯度算法, 收敛慢而且经常存在局部极小, 神经网络的结构难以选择等. 一些学者提出采用支持向量机方法应用到非线性内模控制中<sup>[7-8]</sup>, 但支持向量机方法往往对大规模训练样本难以实施.

模糊树方法<sup>[9-12]</sup>是毛剑琴教授等提出的基于树结构的T-S模糊模型辨识方法, 简称模糊树(fuzzy tree, FT)方法, 其主要思想是根据输入输出数据的分布自适应划分输入空间, 然后将输入空间分段线

性化, 用隶属度函数将各分片线性函数光滑连接, 最后得到一个精度比较高的非线性映射. 该方法的优点是自适应划分输入空间, 在相当大的程度上避免了“维数灾难”引起的“规则爆炸”, 而且具有建模精度高、运行速度快、泛化能力强、适用范围广等优点. 文献[9]基于模糊树方法对Mackey-Glass、Lorenz和Henon等混沌时间序列进行建模和预测仿真, 验证了模糊树方法的优点.

本文采用模糊树方法逼近非线性系统的内部模型和逆模型, 提出一种基于模糊树模型的非线性系统内模控制方法. 仿真结果表明, 本文提出的控制方法对于一类非线性系统具有很好的跟踪精度和鲁棒性能.

### 2 模糊树方法(Fuzzy-tree model)

模糊树方法<sup>[9-12]</sup>通过自适应划分输入空间来获得模糊规则, 即在线性逼近误差和输出数据密度大的地方划分精细, 而在线性逼近误差和输出数据密度小的地方划分粗糙. 输入空间的划分情况可以与一棵二叉树 $T$ 来对应. 在每一个叶节点 $t$ 对应的子空间上, 用 $n$ 维超平面 $y_t(\mathbf{x}) = \mathbf{c}_t^T \hat{\mathbf{x}}$ 逼近非线性

性函数, 其中:  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  为输入变量,  $\hat{\mathbf{x}} = [1 \ \mathbf{x}^T]^T$ ,  $\hat{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^{n+1}$  为增广向量,  $\mathbf{c}_t$  为线性参数. 对子空间划分的判别函数取为超平面  $g_t(\mathbf{x}) = \mathbf{c}_t^T \hat{\mathbf{x}} - \theta_t = 0$ , 其中  $\theta_t$  为该子空间上输出数据的重心. 模糊树方法根据  $g_t(\mathbf{x}) \leq 0$  和  $g_t(\mathbf{x}) \geq 0$ , 可以将该子空间划分为两个更精细的子空间, 并在  $g_t(\mathbf{x}) \approx 0$  的区域定义模糊带, 最终完成对输入空间的模糊划分. 按照这种方式, 判别函数将自动向输出数据密度大的地方移动, 划分出大小不同, 形状不规则的子空间.

模糊空间划分完毕, 即可得到如下一组规则:

$$R^l: \text{如果 } \mathbf{x} \text{ 是 } N_{t_l}, \text{ 那么 } y_{t_l} = \mathbf{c}_{t_l}^T \hat{\mathbf{x}}, \quad (1)$$

$t_l \in \tilde{T}$  为叶节点,  $\tilde{T}$  为叶节点集合, 其中

$$\mathbf{c}_{t_l} = [c_0^{t_l} \ c_1^{t_l} \ \dots \ c_n^{t_l}]^T,$$

$\mathbf{c}_{t_l} \in \mathbb{R}^{n+1}$  为线性参数,  $N_{t_l}$  是模糊子空间  $\chi_{t_l}$  上定义的模糊集合, 对应的隶属度函数记为  $N_{t_l}(\mathbf{x})$ . 模糊树模型的输出表达式:

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \sum_{t_l \in \tilde{T}} \mu_{t_l}(\mathbf{x}) \mathbf{c}_{t_l}^T \hat{\mathbf{x}}, \quad (2)$$

其中

$$\mu_{t_l}(\mathbf{x}) = \frac{N_{t_l}(\mathbf{x})}{\sum_{t_l \in \tilde{T}} N_{t_l}(\mathbf{x})}.$$

二叉树每个节点上的隶属度函数按如下方式定义:

1) 对于根节点,

$$N_{r(T)}(\mathbf{x}) \equiv 1. \quad (3)$$

2) 对于非根节点  $t$ ,

$$N_t(\mathbf{x}) = N_{p(t)}(\mathbf{x}) \hat{N}_t(\mathbf{x}), \quad (4)$$

其中  $p(t)$  表示节点  $t$  的父节点,

$$\hat{N}_t(\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp[-\alpha_t(\mathbf{c}_{p(t)}^T \hat{\mathbf{x}} - \theta_{p(t)})]}$$

表示节点  $t$  上的辅助隶属度函数,

$$\theta_{p(t)} = \frac{\sum_{i=1}^M N_{p(t)}(\mathbf{x}^i) (\mathbf{c}_{p(t)}^T \hat{\mathbf{x}}^i)}{\sum_{i=1}^M N_{p(t)}(\mathbf{x}^i)}$$

表示父节点上的数据中心,  $|\alpha_t|$  表示模糊带的宽度, 在计算时, 事先确定一个正数  $\alpha$ , 对于左节点  $\alpha_t = -\alpha$ , 对于右节点  $\alpha_t = \alpha$ ,  $\mathbf{x}^i$  为输入数据样本,  $i = 1, 2, \dots, M$ .

假设共有  $L$  个叶节点, 即有  $\tilde{T} = \{t_1, t_2, \dots, t_L\}$ . 记

$$\mathbf{c}_{\tilde{T}} = [\mathbf{c}_{t_1}^T \ \mathbf{c}_{t_2}^T \ \dots \ \mathbf{c}_{t_L}^T]^T,$$

模糊规则中式(1)的线性参数使用递推最小二乘法求解. 具体的模糊树模型的建模步骤见[9-12].

### 3 基于模糊树模型的内模控制算法(Internal model control algorithm based on fuzzy-tree model)

#### 3.1 内模控制的系统结构(The structure of the internal model control)

本文采用的内模控制设计方案中需要建立两个模糊树模型, 一个用于构造内部模型, 另一个构造逆模型. 基于模糊树的内模控制(fuzzy tree internal model control, FTIMC)如图1所示, 其中  $G_P$  是被控对象,  $G_M$  为模糊树内部模型,  $G_{IMC}$  是模糊树内模控制器,  $d$  为干扰,  $F_1$  和  $F_2$  是滤波器,  $y_r$  为系统参考输入,  $y_k$  是系统输出.

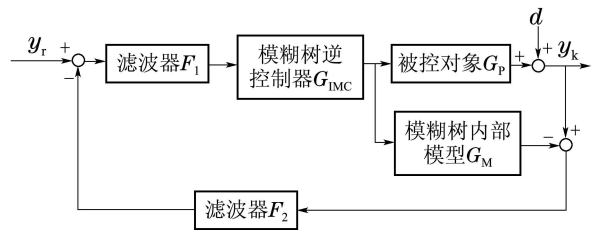


图1 模糊树内模控制框图

Fig. 1 Block diagram of the FTIMC

图1中的  $G_M$  和  $G_{IMC}$  均通过前面所述的模糊树方法得到, 这样, 再分别确定  $G_M$ ,  $G_{IMC}$ , 滤波器  $F_1$  和  $F_2$ , 就能够设计出模糊树内模控制系统.

#### 3.2 模糊树方法建立内部模型(Modeling of the internal model by using the fuzzy-tree method)

考虑如下离散单输入单输出非线性模型:

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-m)), \quad (5)$$

其中:  $y \in \mathbb{R}, u \in \mathbb{R}, m \leq n$ ,  $u$  和  $y$  分别代表被控对象的控制输入和系统的输出. 设

$$X(k) = (y(k), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-m)), \quad (6)$$

其中  $k = 1, 2, \dots, N$ , 则  $y(k+1) = f(X(k))$ .

因为模糊树方法是一种只需输入输出数据的黑箱建模方法, 构造训练样本集  $(X(k), y(k+1))$ ,  $k = 1, 2, \dots, N$ , 并将其作为模糊树方法的输入输出数据对, 采用模糊树方法即可建立内部模型.

#### 3.3 模糊树方法设计内模控制器(Designing of the internal model controller by using the fuzzy-tree method)

本文采用的内模控制器是被控对象的逆模型, 因此首先考虑过程的可逆性. 对于式(5)所示的非线性系统, 若存在一个  $\mathbb{R}^{m+n+1}$  的子集  $A$ , 当  $[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)] \in A$  时,

对于任意两个不同输入 $u_1(k)$ 和 $u_2(k)$ , 都有式

$$\begin{aligned} & f(y(k), \dots, y(k-n), u_1(k), \\ & u(k-1), \dots, u(k-m)) \neq \\ & f(y(k), \dots, y(k-n), u_2(k), \\ & u(k-1), \dots, u(k-m)) \end{aligned}$$

成立, 则系统在 $[y(k), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]$ 处是可逆的<sup>[13]</sup>. 且如果式(5)对于 $u(k)$ 是单调的, 那么系统在 $[y(k), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]$ 处是可逆的<sup>[13]</sup>.

假设系统是可逆的, 则用模糊树方法建立的内部模型的逆模型就是所设计的控制器, 即 $u(k) = f^{-1}(y_r(k+1), y(k), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m))$ 对于非线性控制, 过程的逆模型往往很难得到, 由于过程是可逆的, 因此逆模型一定存在, 本文采用模糊树方法估计过程的逆模型. 设

$$Y(k) = (y_r(k+1), y(k), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)), \quad (7)$$

其中 $k = 1, 2, \dots, N$ , 则 $u(k) = f^{-1}(Y(k))$ .

构造训练样本集 $(Y(k), u(k)), k = 1, 2, \dots, N$ , 并将其作为模糊树方法的输入输出数据对, 采用模糊树方法建立内部模型的逆模型, 并将该模型作为控制器.

**注 1** 根据式(7)构造辨识逆模型的训练样本集中的输入数据时, 因为不可能知道 $k+1$ 时刻的 $y(k+1)$ 值, 因此用 $k+1$ 时刻的期望输出 $y_r(k+1)$ 代替 $y(k+1)$ .

### 3.4 内模控制器的性能分析(Performance analysis of the proposed internal model controller)

考虑到实际系统中建模误差的存在, 设对象的不确定性为乘性不确定性, 被控对象可表示为

$$G_P(s) = G_M(s)(1 + \Delta_m(s)), \quad (8)$$

其中 $\Delta_m(s)$ 是有界的.

系统的跟踪误差(设扰动 $d(s) = 0$ )为

$$E(s) = y_r(s) - y_k(s) = \frac{\mathcal{E} - F_1(s)G_{IMC}(s)G_P(s)}{\mathcal{E}} y_r(s), \quad (9)$$

其中

$$\mathcal{E} = 1 + F_1(s)F_2(s)G_{IMC}(s)(G_P(s) - G_M(s)).$$

若取 $F_1(s)$ 和 $F_2(s)$ 为I型滤波器, 即

$$F_1(s) = \frac{1}{(\lambda_1 s + 1)^{n_1}}, \quad (10)$$

$$F_2(s) = \frac{1}{(\lambda_2 s + 1)^{n_2}}. \quad (11)$$

将式(8)(10)–(11)代入式(9)可得

$$E(s) = y_r(s) - y_k(s) = \frac{\mathcal{F} - (\lambda_2 s + 1)^{n_2}(1 + \Delta_m(s))}{\mathcal{F}} y_r(s), \quad (12)$$

其中 $\mathcal{F} = (\lambda_1 s + 1)^{n_1}(\lambda_2 s + 1)^{n_2} + \Delta_m(s)$ .

因为 $\Delta_m(s)$ 是有界的, 则有

$$\lim_{s \rightarrow 0} \Delta_m(s) = c,$$

其中 $c$ 为常数, 得

1) 当参考输入为阶跃信号 $y_r(s) = r_0/s$ 时, 有

$$e(\infty) = \lim_{s \rightarrow 0} sE(s) = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{\mathcal{F} - (\lambda_2 s + 1)^{n_2}(1 + \Delta_m(s)) r_0}{\mathcal{F} s} = 0. \quad (13)$$

2) 当参考输入为斜坡信号 $y_r(s) = r_0/s^2$ 时, 有

$$e(\infty) = \lim_{s \rightarrow 0} sE(s) = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{\mathcal{F} - (\lambda_2 s + 1)^{n_2}(1 + \Delta_m(s)) r_0}{\mathcal{F} s^2} = \frac{(\lambda_1 n_1 - c\lambda_2 n_2) r_0}{1 + c}. \quad (14)$$

因此, 采用I型滤波器的内模控制可以实现无静差跟踪阶跃信号, 同理, 若采用II型滤波器内模控制可以实现无静差跟踪阶跃信号和斜坡信号.

## 4 FTIMC的仿真研究(Simulation studies of the FTIMC)

### 4.1 跟踪研究(Tracking studies)

考虑如下非线性系统:

$$y(k+1) = \frac{0.6y(k)}{1 + y^2(k)} + 0.3u(k)y(k) + 0.8u(k).$$

易证系统是单调的, 则该系统是可逆的. 辨识信号采用幅值为2的随机信号, 得到200组非线性系统的输入输出数据对. 用模糊树方法离线辨识该非线性系统的内部模型和逆模型.

首先, 检验辨识效果, 采用正弦信号 $0.5 \sin(2\pi t) + 0.5$ 作为内部模型和逆模型的输入信号, 图2和图3分别是采用模糊树方法对内部模型和逆模型的建模检验结果. 采用均方根误差检验辨识结果, 内部模型的检验均方根误差为0.0021, 逆模型的检验均方根误差为0.0096. 为比较模糊树方法和径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的辨识性能, 图4和图5分别给出了相同输入下RBF神经网络对内部模型和逆模型的辨识仿真曲线, 内部模型和逆模型的检验均方根误差分别为0.0649和0.0623. 从建模仿真结果可以看出, 模糊树方法和RBF神经网络都能很好地辨识内部模型和逆模型, 但模糊树方法的辨识精度要优于传统的RBF神经网络.

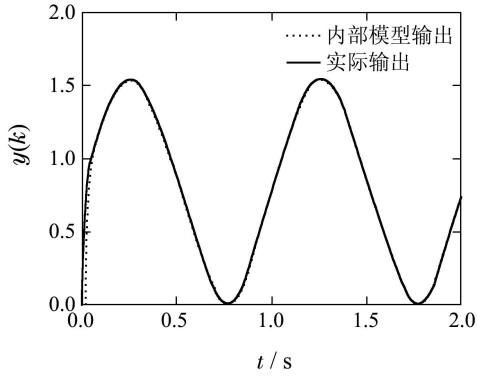


图2 内部模型的建模检验结果(FT)

Fig. 2 Modeling test results of the internal model (FT)

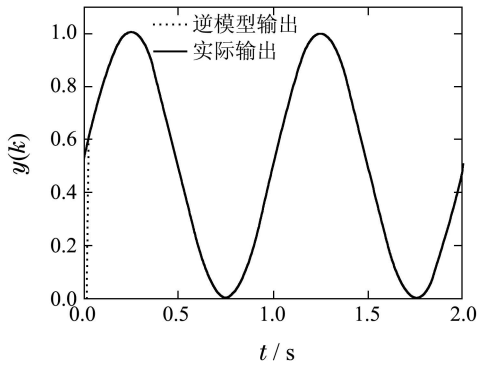


图3 逆模型的建模检验结果(FT)

Fig. 3 Modeling test results of the inverse model (FT)

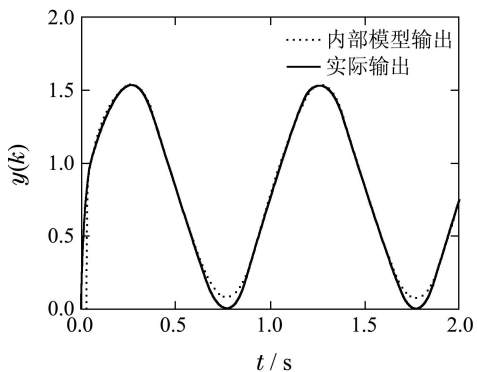


图4 内部模型的建模检验结果(RBF)

Fig. 4 Modeling test results of the internal model (RBF)

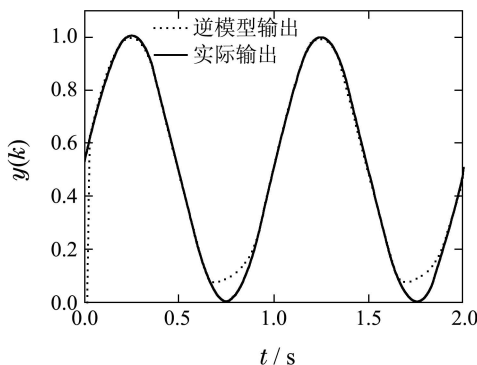


图5 逆模型的建模检验结果(RBF)

Fig. 5 Modeling test results of the inverse model (RBF)

其次,设计内模控制闭环系统,滤波器取为  $F_1(s) = 0.8/(1 - 0.2z^{-1})$  和  $F_2(s) = 1$ , 将辨识好的逆模型作为控制器. 闭环系统跟踪幅值为2.5的阶跃信号仿真结果如图6所示, 闭环系统跟踪斜坡信号  $y_r = t$  仿真结果如图7所示, 可见内模控制系统对参考输入信号的跟踪精度高、响应快、动态性能好.

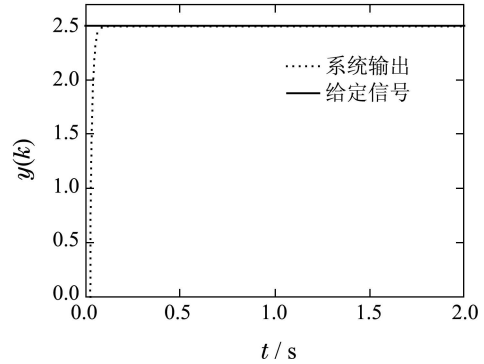


图6 阶跃信号时闭环系统的跟踪结果(FT)

Fig. 6 Tracking results for the step signal (FT)

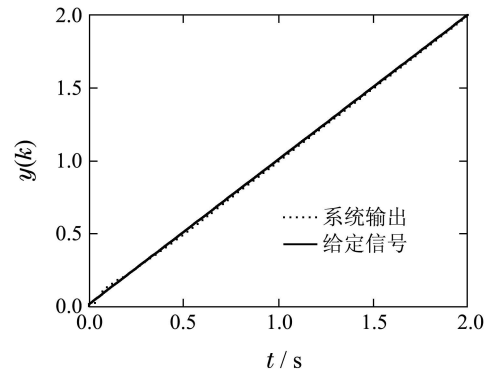


图7 斜坡信号时闭环系统的跟踪结果(FT)

Fig. 7 Tracking results for the ramp signal (FT)

#### 4.2 控制系统对外部不确定干扰的抑制能力 (Restrain ability against unknown disturbance)

为考察当非线性系统存在测量噪声或外部干扰时, 内模控制的抗干扰特性, 施加如下两种情况的干扰:

1) 假设在0.8s ( $k = 80$ ) 时施加外部干扰幅值为0.4的阶跃扰动, 在1.3s ( $k = 130$ ) 时施加外部干扰幅值为-0.4的阶跃扰动, 即

$$d(k) = \begin{cases} 0.4, & k = 80, \\ -0.4, & k = 130, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

当系统输入信号为幅值为2.5的阶跃信号时, 跟踪结果如图8所示. 图9为采用RBF神经网络的跟踪结果. 比较图8和图9, 可以看出, 在  $k = 80$  和  $k = 130$  时两种方法的输出误差增大, 由于内模控制系统有良好的鲁棒性, 对扰动有较强的抑制作用, 使得控制系统

均能够较好地跟踪输入信号. 两种方法的跟踪结果均方根误差分别为0.0656和0.1500, 模糊树方法具有较好的跟踪精度.

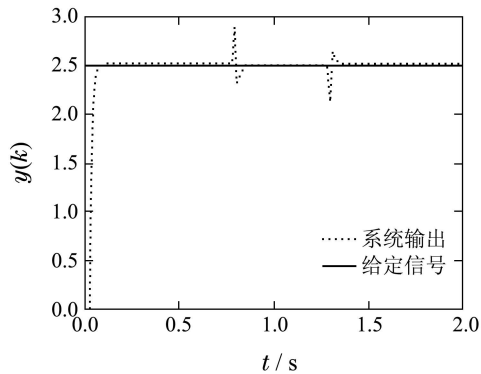


图8 存在外部干扰时内模控制系统跟踪效果(FT)

Fig. 8 Tracking results with unknown disturbance (FT)

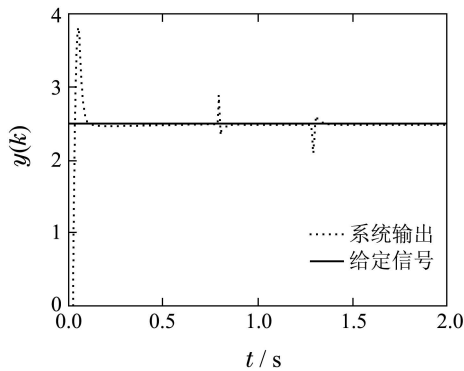


图9 存在外部干扰时内模控制系统跟踪效果(RBF)

Fig. 9 Tracking results with unknown disturbance (RBF)

2) 假设在0.8s以后( $k > 80$ ), 施加外部干扰幅值为0.4的阶跃扰动, 即

$$d(k) = \begin{cases} 0, & k \leq 80, \\ 0.4, & k > 80. \end{cases}$$

当系统输入信号为幅值为2.5的阶跃信号时, 跟踪结果如图10所示. 由此仿真图可看出, 内模控制系统对阶跃扰动具有良好的抑制能力.

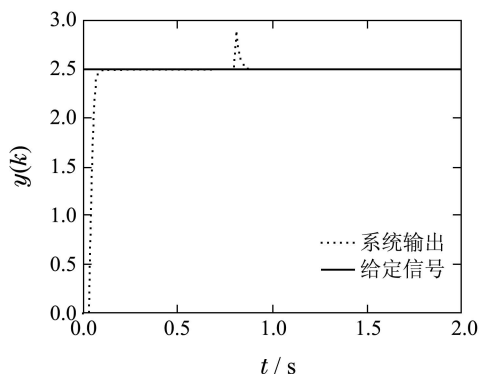


图10 存在外部干扰时内模控制系统跟踪效果(FT)

Fig. 10 Tracking results with unknown disturbance (FT)

### 4.3 非线性系统参数发生变化时的鲁棒性研究(Robustness against the variable parameters of the nonlinear system)

为考察非线性系统的参数发生变化时, 内模控制器的鲁棒性, 假设在 $t > 1.3s(k > 130)$ 时, 原系统的参数发生变化, 原系统变化为

$$y(k+1) = \frac{0.6y(k)}{1+y^2(k)} + 0.5u(k)y(k) + 0.6u(k).$$

当系统输入信号为幅值为2.5的阶跃信号时, 闭环系统的跟踪结果如图11所示, 可以看出, 内模控制系统对系统参数的扰动仍具有较强的鲁棒性能. 图12为采用RBF神经网络的跟踪结果. 两种方法的跟踪结果均方根误差分别为0.0264和0.1218, 模糊树方法具有较好的跟踪精度.

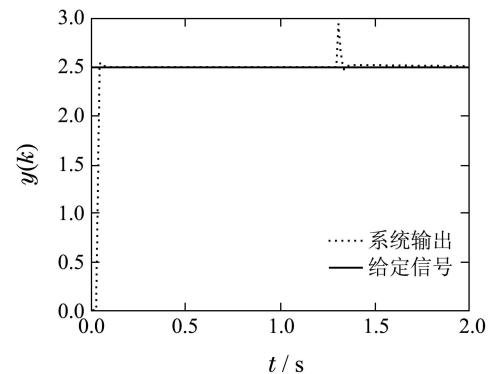


图11 系统参数变化时内模控制系统跟踪效果(FT)

Fig. 11 Tracking results with variable parameters of the nonlinear system (FT)

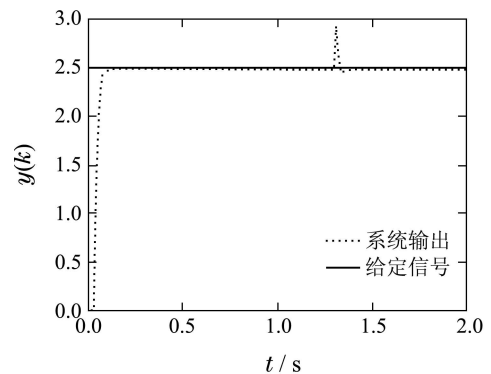


图12 系统参数变化时内模控制系统跟踪效果(RBF)

Fig. 12 Tracking results with variable parameters of the nonlinear system (RBF)

## 5 结论(Conclusions)

本文探讨了利用模糊树方法逼近非线性系统的内部模型和逆模型, 将逆模型和内模控制方法相结合, 提出一种基于模糊树模型的内模控制系统. 将模糊树方法应用于内模控制, 不需要了解对象太多的先验知识, 只需了解被控对象的输入输出数据就可以对非线性系统进行控制. 通过对一典型可逆非线性

性系统的仿真,可以看出,模糊树方法能以较高的建模精度逼近非线性系统的内部模型和逆模型,所提内模控制方法跟踪精度高,并且当存在外界干扰或发生参数变化时,系统都能具有较好的跟踪性能和鲁棒性能,仿真结果表明,所提方法是一种非常有效的非线性系统的控制方法.

### 参考文献(References):

- [1] GARCIA C E, MORARI M. Internal model control, part I: a unifying review and some new results [J]. *Industrial and Engineering Chemistry Process Design and Development*, 1982, 21(2): 308 – 323.
- [2] HU Q, SAHA P, RANGAIAH G P. Experimental evaluation of an augmented IMC for nonlinear systems [J]. *Control Engineering Practice*, 2000, 8(10): 1167 – 1176.
- [3] HU Q, SAHA P, RANGAIAH G P. Adaptive internal model control of nonlinear process [J]. *Chemical Engineering Science*, 1999, 54(9): 1205 – 1220.
- [4] HU Q, SAHA P, RANGAIAH G P. Internal model control with feedback compensation for uncertain nonlinear systems [J]. *International Journal of Control*, 2001, 74(14): 1456 – 1466.
- [5] RIVALS I, PERSONNAZ L. Nonlinear internal model control using neural networks: Application to processes with delay and design issues [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, 11(1): 80 – 90.
- [6] 曲东才, 徐庆九, 吴晓男, 等. 基于ANN逆模型的非线性系统内模控制结构方案及仿真研究 [J]. 海军航空工程学院学报, 2009, 24(6): 656 – 660.  
(QU Dongcai, XU Qingjiu, WU Xiaonan, et al. Simulation and research on IMC structure scheme based on ANN's inverse model for nonlinear system [J]. *Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University*, 2009, 24(6): 656 – 660.)
- [7] 王定成, 方廷健. 一种基于支持向量机的内模控制方法 [J]. 控制理论与应用, 2004, 21(1): 85 – 88.  
(WANG Dingcheng, FANG Tingjian. Internal model control approach based on support vector machines [J]. *Control Theory & Applications*, 2004, 21(1): 85 – 88.)
- [8] 金哲进, 张乃尧. 对于未知非线性离散系统的支持向量机内模控制方法 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2009, 49(11): 1880 – 1885.  
(JIN Zhejin, ZHANG Naiyao. SVM internal model control approach for unknown nonlinear discrete systems [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2009, 49(11): 1880 – 1885.)
- [9] 毛剑琴, 姚健, 丁海山. 基于模糊树模型的混沌时间序列预测 [J]. 物理学报, 2009, 58(4): 2220 – 2231.  
(MAO Jianqin, YAO Jian, DING Haishan. Chaotic time series prediction based on fuzzy tree [J]. *Acta Physica Sinica*, 2009, 58(4): 2220 – 2231.)
- [10] MAO J Q, ZHANG J G, YUE Y F, et al. Adaptive tree-structured-based fuzzy inference systems [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2005, 13(1): 1 – 12.
- [11] 张伟, 毛剑琴. 基于模糊树模型的自适应模糊滑模控制方法 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(2): 263 – 268.  
(ZHANG Wei, MAO Jianqin. Adaptive fuzzy sliding-mode control method based on fuzzy tree model [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(2): 263 – 268.)
- [12] MAO J Q, DING H S. Intelligent modeling and control for nonlinear systems with rate-dependent hysteresis [J]. *Science in China Series F: Information Sciences*, 2009, 52(4): 656 – 673.
- [13] HUNT K J, SBARBARO D. Neural networks for nonlinear internal model control [C]. *IEEE Proceedings on Control Theory and Applications*. United Kingdom: IEE, 1991, 138(5): 431 – 438.

### 作者简介:

张伟 (1981–), 女, 博士研究生, 从事模糊建模与控制方面的研究, E-mail: zhangwqq@163.com;

毛剑琴 (1940–), 女, 教授, 博士生导师, 从事鲁棒和最优控制及应用、模糊建模和控制及应用、智能结构动力学与控制等方面的研究, E-mail: jqmao@buaa.edu.cn.