

一种改进共轭梯度在线学习滑模控制算法

何 晟 夏 鲲

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院 上海 200072)

摘要: 对于一类基于 T-S 模糊模型描述的非线性不确定系统,滑模控制算法的稳态误差和动态品质与 T-S 模糊算法描述模型的准确度相关,利用最小二乘支持向量机算法(LSSVM)学习 T-S 模糊模型可以很好的逼近实际系统。但是由于 LSSVM 算法对数据量有一定要求,而且学习速度比较慢,对要求动态响应较高或者内存较小的系统不适用。提出了一种基于改进共轭梯度在线学习算法学习 T-S 模型,可以实时逼近实际模型,配合滑模控制算法可以达到控制系统的渐进稳定。在不同误差条件下对该控制算法进行仿真实验,在随机误差幅值 100 以内,系统稳态误差为 0.01,同时对时变误差表现出快速的稳定特性,显示了该控制算法较强的鲁棒性。最后,实验还对随机误差幅值为 500 的系统验证了 T-S 模型对于系统学习数据的随机误差具有去噪能力。

关键词: T-S 模糊模型;滑模控制;共轭梯度法;最小二乘支持向量机;鲁棒性

中图分类号: TP181;TN9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8010

Improved conjugate gradient online learning sliding mode control algorithm

He Sheng Xia Kun

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200072, China)

Abstract: For a class of uncertain systems based on nonlinear T-S fuzzy model, the steady state error and dynamic quality of sliding mode control algorithm are related to the accuracy of the description model of T-S fuzzy algorithm. Using the least squares support vector machine (LSSVM) learning algorithm of T-S fuzzy model can approximate the actual system well. However, due to the LSSVM algorithm has a certain amount of data requirements, and learning speed is relatively slow. The requirements of the algorithm is not suitable for higher dynamic response or less memory. In this paper, an improved conjugate gradient online learning algorithm is proposed to study T-S model, which can approach the actual model in real time, and the algorithm can achieve the asymptotic stability of the control system. In this paper, the control algorithm is simulated under different error conditions. In the random error is less than 100, the steady-state error is 0.01, and the system showed stable characteristics of fast with time-varying error, which showed the robustness of the control algorithm is strong. Finally, the experimental results whose random error amplitude is 500 show that the T-S model has the ability to de noise the random error of the system.

Keywords: T-S fuzzy model; sliding mode control; conjugate gradient method; least squares support vector machine; robustness

0 引 言

非线性不确定系统的控制一直是控制理论界的研究热点,传统的控制理论通常都是通过分析被控系统的理论模型并设计控制系统使系统达到全局稳定状态,但由于实际系统和理论模型存在一定差异,传统的控制方法常常容易受到外界环境和干扰的影响而控制效果降低,具有鲁棒性差,调参繁琐等缺点。T-S 模糊模型通过对非线性不确定

系统学习,使泛化模型具有普遍性,针对通用模型设计相应的控制算法可以极大的提供系统的鲁棒性和自适应性。

滑模控制对系统参数的变化和外界干扰有很强的自适应性和鲁棒性,相比其他非线性控制方法,滑模控制结构简单、计算量小、工程适用性强,并在工业控制、机器人、船舶、航天等领域取得了良好的控制效果。对于滑模控制,常用的泛化模型有神经网络模型和 T-S 模糊模型等。文献[1]提出了一种基于 T-S 模型的非线性系统离散时间的滑模控

制,通过 T-S 模型把连续系统离散化并建立通用模型,依据该模型设计滑模控制器,该方法具有很强的工程实践意义。文献[2]提出了一种基于 T-S 模型的反滑模控制方法,在加入干扰使也有良好的跟踪性能。文献[3]提出了一种自适应迭代更新的模糊控制方法。文献[4]提出自适应多级的滑模控制,证明并验证其全局稳定性。

由于滑模控制为了让系统在滑模面附近来回运动需要在不同的控制逻辑间来回切换,会对系统造成抖动,也可能激励系统高频震荡,对硬件部分造成损坏和导致系统不稳定。为了解决这个问题,可以使用高阶滑模控制的方法^[5]。其中文献[6]提出了一种滑模控制与免疫控制相结合的自适应控制方法,能够对滑模控制中产生的抖动现象起到补偿和抑制作用。文献[7]针对飞行器的抖动现象,基于干扰观测器和梯度下降法,设计了一种依据跟踪误差设计边界层宽度自适应变化的控制律,能够较好的改善稳态阶段的抖动现象。文献[8-9]把不同的神经网络和滑模控制结合起来,提出了基于径向基神经网络和小脑模型神经网络的高阶滑模控制方法。

本文提出了一种利用共轭梯度法的改进最小二乘支持向量机的方式得到系统的 T-S 模型并根据模型设计滑模控制器的通用算法。利用 T-S 模型对非线性函数的逼近性,该控制方法可以适用于大多数非线性系统。滑模控制器的精度在受被控系统模型精度的影响,而实际系统和物理模型间往往存在一定误差,采取改进最小二乘支持向量机学习 T-S 模型的方式可以减小物理模型和实际系统的误差,而共轭梯度法的实时效率可以支持物理模型实时逼近实际系统。最后从仿真结果表明,该控制算法对系统参数的变化和外界干扰有良好的鲁棒性和动态性能。

1 T-S 模型及参数学习

对于任意连续的多输入多输出系统,其状态方程可表示如式(1)所示。

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \mathbf{y} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \end{cases} \quad (1)$$

式中: \mathbf{x} 为系统的状态向量, \mathbf{u} 为系统的输入向量,如果系统为线性系统,方程可表示为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{u} \end{cases} \quad (2)$$

T-S 模糊系统可以解决任意函数逼近的问题,并且由于 T-S 模型建立的是线性系统,多输入输出系统可利用叠加原理和单输入输出系统得到,针对上述系统用 T-S 模型描述为:假设系统状态变量为 $\mathbf{x} = [\mathbf{y} \quad \dot{\mathbf{y}}]^T$,对于规则 R^i :

如果 \mathbf{y} 属于 F_1^i , $\dot{\mathbf{y}}$ 属于 F_2^i , 则系统的状态方程为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^m h_i(\mathbf{x})\mathbf{A}_i\mathbf{x} + \sum_{i=1}^m h_i(\mathbf{x})\mathbf{B}_i\mathbf{u} \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{u} \end{cases} \quad (3)$$

式中: R^i 为模糊规则空间,大小为 m , $h_i(\mathbf{x})$ 为在该规则下

得隶属度, $\mathbf{A}_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ a_{i21} & a_{i22} \end{bmatrix}$, $\mathbf{B}_i = \begin{bmatrix} 0 \\ b_i \end{bmatrix}$ 为在该规则下的状态矩阵和输入矩阵。由于实际工程中采样数据通常都是离散变量,需要对系统进行离散处理,得到离散状态方程为:

$$\mathbf{x}_{n+1} = \sum_{i=1}^m h_i(\mathbf{x})\mathbf{A}_{di}\mathbf{x}_n + \sum_{i=1}^m h_i(\mathbf{x})\mathbf{B}_{di}\mathbf{u}_n + \sum_{i=1}^m h_i(\mathbf{x})\mathbf{D}_{di} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{A}_{di} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ Ta_{i21} & 1 + Ta_{i22} \end{bmatrix}$, $\mathbf{B}_{di} = \begin{bmatrix} 0 \\ Tb_i \end{bmatrix}$, $\mathbf{D}_{di} = \begin{bmatrix} c_i \\ d_i \end{bmatrix}$, T 为系统采样周期, \mathbf{D}_{di} 为离散误差。为了学习离散系统参数,重新假设状态变量 $\mathbf{X} = [Y_n \quad \dot{Y}_n \quad u_n]^T$, 模型输出 $n+1$ 时刻的压力变化率 $y = \dot{Y}_{n+1}$, 对于规则 i :

$$y_i = \boldsymbol{\omega}_i^T \mathbf{X} + b_i \quad (5)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}_i = [\boldsymbol{\omega}_{i1} \quad \boldsymbol{\omega}_{i2} \quad \boldsymbol{\omega}_{i3}]$, $\begin{cases} \boldsymbol{\omega}_{i1} = Ta_{i21} \\ \boldsymbol{\omega}_{i2} = 1 + Ta_{i22} \\ \boldsymbol{\omega}_{i3} = Tb_i \end{cases}$, 则整个系统输出为:

$$y = \sum_{i=1}^m h_i(\mathbf{x})y_i \quad (6)$$

学习系统参数在机器学习领域又称回归问题,许多学习方法都是基于经验风险最小化的准则,如最小二乘法、最速下降梯度法、拟牛顿法、最大似然法等等。而使用这些方法的前提是样本数比较大,也存在过拟合的风险,而且在实际工程应用中,对控制系统而言,通常要求一定得动态响应时间,较大量的数据采集和计算开销往往无法直接应用在控制系统中。这样一来只能先通过离线学习模型的参数建立控制器,由于实际系统往往容易受外界干扰,实际模型比采集数据学习的模型更为复杂,离线学习建立模型的方式在一定程度上降低了控制的精度和动态响应性。本文提出了一种改进最小二乘支持向量机的迭代算法学习系统参数,能够实时的对系统参数进行调整,极大的提高了系统的鲁棒性。

相比与其他学习算法在低样本情况下模型复杂性和泛化能力的矛盾,支持向量机(SVM)算法由于采用结构风险最小的准则设计,能够在小样本情况下表现良好,同时解决了容易过拟合和维数灾难等问题而备受关注^[10]。近年来,有许多 SVM 的扩展模型被提出,其中应用范围比较广的是 Suykens 和 Vandewalle 提出的最小二乘支持向量机(least squares SVM, LS-SVM)模型。文献[11]通过 LS-SVM 对机械式温度计建立温度模型,可以得到精度较高,推广能力强的温度计。LS-SVM 通过用误差平方和代替原始 SVM 模型中一次误差项,等式约束替换不等式约束,使得原问题的对偶问题变成一个只含一个等式约束的二次优化问题,而解对偶问题等级于解一个线性方程组^[12]:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{H} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (7)$$

针对上述 T-S 受控系统的离散模型,其 LSSVM 模型

可表示为:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \omega_i^T \omega_i + \frac{C}{2} \sum_{j=1}^N e_j, st: e_j = Y_j - \sum_{i=1}^m h_{ij} y_i \quad (8)$$

其对偶问题的方程组可表示为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{h}^T \\ \mathbf{h} & \mathbf{Q} + \mathbf{I}C^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\text{其中 } \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m \mathbf{h}_{i1} \mathbf{h}_{i1}^T \mathbf{x}_1 \mathbf{x}_1^T & \cdots & \sum_{i=1}^m \mathbf{h}_{i1} \mathbf{h}_{iN}^T \mathbf{x}_1 \mathbf{x}_N^T \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^m \mathbf{h}_{iN} \mathbf{h}_{i1}^T \mathbf{x}_N \mathbf{x}_1^T & \cdots & \sum_{i=1}^m \mathbf{h}_{iN} \mathbf{h}_{iN}^T \mathbf{x}_N \mathbf{x}_N^T \end{bmatrix},$$

$$\omega_i = \sum_{j=1}^N \alpha_{ij} \mathbf{h}_{ij} \mathbf{x}_j, \mathbf{h} \in \mathbf{R}^{n \times m}$$

模型参数可以通过上述矩阵求解得到相关参数,但直接解上述方程组需要求一个 $N+M$ 阶矩阵的逆,对计算机内存和速度有很大开销,难以支持在线学习系统参数的动态性好得要求^[13-16]。本文提出了一种基于改进共轭梯度簇算法的在线学习迭代法可以快速学习 LSSVM 模型参数,并且对系统的动态性和内存要求较小。

在解决无约束最优化问题的算法里,最速下降法,拟牛顿法和共轭梯度算法都是应用十分广泛的算法,相比于其他两种算法,共轭梯度法计算量和最速下降法相差无几,都十分迅速,而拟牛顿法相比牛顿法虽然能避免矩阵运算,但计算量仍然十分巨大,好在它的收敛速度远高于最速下降法,特别是在收敛点附近。而共轭梯度法的收敛速度比虽然比拟牛顿法稍慢,但也高于最速下降法,是一种各方面性能适中的算法^[17]。

随着国内外专家学者对共轭梯度算法进行了深入的研究,提出了许多共轭梯度的拓展公式,包括 FR 算法、PRP 算法、LS 及 CD 算法等。这些算法在模型结构上都非常相似,但收敛速度和精度上表现略有不同。文献[18]通过分析不同算法的算式结构和收敛效果,提出了一类共轭梯度簇的算式:

$$\begin{cases} \beta_k = \frac{\varphi_k}{\varphi_{k-1}} (1 - \cos(\theta_k)) \\ \varphi_k = \lambda \|g_k\|^2 + (1 - \lambda)(-g_k^T d_k) \end{cases} \quad (10)$$

其中 θ_k 为 g_k 与 g_{k-1} 之间的夹角。 λ 控制算法的收敛效果。共轭梯度算法可以表述为:

1) 对于任意给定的 $x_1 \in \mathbf{R}^n, \epsilon \geq 0$ 令 $d_1 = -g_1, k = 1$, 若 $\|g_1\| \leq \epsilon$, 则算法结束, x_1 为最优解;

2) 根据算式计算 $\alpha_k = \frac{-g_k^T d_k}{d_k^T H d_k}$;

3) 令 $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$, 利用上述式子计算参数 β_{k+1} , 若 $\|g_{k+1}\| \leq \epsilon$, 则算法结束, x_{k+1} 为最优解;

4) 计算 $d_{k+1} = -g_{k+1} + \beta_{k+1} d_k$, 令 $k = k + 1$, 转向 2);

对于 LSSVM 对偶问题的方程组式^[14]由于 H 为正定矩阵,但系数矩阵不一定是正定矩阵,

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{h}^T \\ \mathbf{h} & \mathbf{H} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (11)$$

故不能直接使用共轭梯度法。本文通过构造 $m+1$ 个变量的方法使用共轭矩阵解方程。方程组可以化简为:

$$\begin{cases} \mathbf{h}^T \boldsymbol{\alpha} = \mathbf{0} \\ \mathbf{h} \mathbf{b} + \mathbf{H} \boldsymbol{\alpha} = \mathbf{Y} \end{cases} \quad (12)$$

将 \mathbf{h} 矩阵分解成 m 个 $n \times 1$ 阶矩阵:

$\mathbf{h} = [\mathbf{h}_1 \ \mathbf{h}_2 \ \cdots \ \mathbf{h}_m]$, 对方程组

$$\begin{cases} \mathbf{H} \boldsymbol{\eta} = [\mathbf{H} \boldsymbol{\eta}_1 \ \mathbf{H} \boldsymbol{\eta}_2 \ \cdots \ \mathbf{H} \boldsymbol{\eta}_m] = [\mathbf{h}_1 \ \mathbf{h}_2 \ \cdots \ \mathbf{h}_m] \\ \mathbf{H} \boldsymbol{\chi} = \mathbf{Y} \end{cases} \quad (13)$$

的解 $\boldsymbol{\eta}$ 和 $\boldsymbol{\chi}$ 用上述共轭梯度法求解,然后计算

$$\begin{cases} \mathbf{b} = (\mathbf{h}^{-1} \mathbf{Y}) \\ \boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\chi} - \boldsymbol{\eta} \mathbf{b} \end{cases} \quad (14)$$

式中: \mathbf{h}^{-1} 为 \mathbf{h} 的广义逆矩阵。

2 滑模控制设计

由改进最小二乘支持向量机模型得到系统相关参数,则连续系统的状态方程可以表述为:

$$\dot{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^m \mathbf{h}_i(x) \mathbf{A}_i \mathbf{x} + \sum_{i=1}^m \mathbf{h}_i(x) \mathbf{B}_i \mathbf{u} + \mathbf{d}(t) \quad (15)$$

式中: $\mathbf{A}_i = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{a}_{i2:1} \end{bmatrix}, \mathbf{B}_i = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{b}_i \end{bmatrix}$ 都为学习参数。对于给定

的参考信号 x_r , 令 $\mathbf{z} = \mathbf{x} - x_r, \mathbf{A} = \sum_{i=1}^m \mathbf{h}_i(x) \mathbf{A}_i, \mathbf{B} =$

$\sum_{i=1}^m \mathbf{h}_i(x) \mathbf{B}_i$, 则系统的状态方程可得:

$$\dot{\mathbf{z}} = \mathbf{A} \mathbf{z} + \mathbf{A} \mathbf{x}_r + \mathbf{B} \mathbf{u} + \mathbf{d}(t) - \dot{\mathbf{x}}_r \quad (16)$$

令滑模面为

$$\mathbf{s} = \mathbf{C}(\mathbf{x} - x_r) = \mathbf{C} \mathbf{z} \quad (17)$$

其中 $\mathbf{C} = [c_1 \ 1]$

根据 Lyapunov 稳定性判据,必须保证 $\lim_{s \rightarrow 0} \dot{s} \leq 0$ 成立。根据等效控制理论,可把系统分为无扰动系统和扰动系统,其控制信号为 $u = u_{eq} + u_{sw}$, 其无扰动等效系统可表示为:

$$\dot{\mathbf{z}} = \mathbf{A} \mathbf{z} + \mathbf{A} \mathbf{x}_r + \mathbf{B} \mathbf{u} - \dot{\mathbf{x}}_r \quad (18)$$

取 $\dot{s} = 0$, 控制信号

$$\mathbf{u}_{eq} = \mathbf{B}^{-1}(\dot{\mathbf{x}}_r - \mathbf{A} \mathbf{z} - \mathbf{A} \mathbf{x}_r) \quad (19)$$

不确定扰动控制取

$$\mathbf{u}_{sw} = -\mathbf{B}^{-1}(\mathbf{K} |s|^r \text{sat}(s)) \quad (20)$$

其中 $\mathbf{K} \geq \|d(t)\|, 0 < r < 1, \text{sat}(s)$ 为饱和积分函数。

把控制信号 u 代入 $\lim_{s \rightarrow 0} \dot{s} \leq 0$:

$$\mathbf{s} \dot{\mathbf{s}} = \mathbf{s}(-\mathbf{K} |s|^r \text{sat}(s) + \mathbf{d}(t)) \leq 0 \quad (21)$$

故系统是全局渐进稳定。

3 仿真结果

考虑二阶系统

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -25x_1 + 133u + 200e^{\frac{-(t-10)^2}{0.5}} + d_{\text{rand}} \\ y = x_1 \end{cases} \quad (22)$$

其中 $200e^{\frac{-(t-10)^2}{0.5}}$ 为系统时变干扰, d_{rand} 为幅值为 5 的随机误差。当输入 $u = 3t$ 时, 系统输出如图 1 所示。

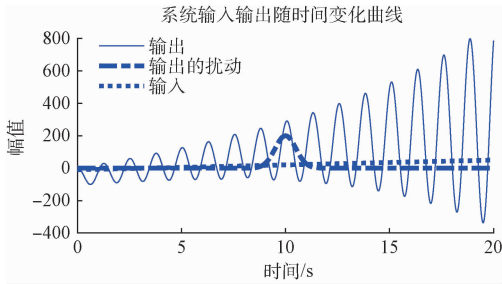


图 1 系统输入输出图

对该模型取 1 000 个数据点进行 T-S 建模, 取 10 个模糊类中心进行模糊聚类分析, 利用得到的隶属度矩阵对数据点进行改进算法建模处理, 学习得到 ω_i 和 b_i 参数的模型值。原系统输出 \dot{y} 和 T-S 模型输出 \dot{y}_{TS} 如图 2 所示, 说明该算法 T-S 模型能逼近原系统函数。

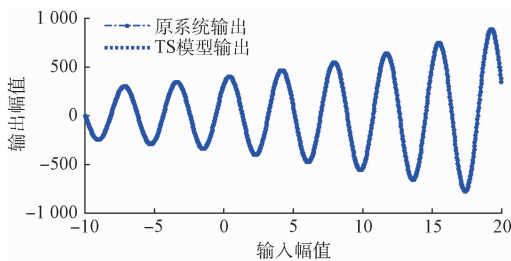


图 2 T-S 模型与原系统输出对比图

利用建立好的 T-S 模型和上述控制方式建立控制器, 调节参数可以得到良好的控制效果, 对于阶跃输入其输出响应如图 3 所示, 稳态误差在 0.01 以内, 表明幅值为 5 的高斯随机误差对控制和 T-S 模型的扰动均很小, 对于幅值为 200 的固定脉冲扰动也能快速收敛。对于斜坡输入其输出响应如图 4 所示, 其稳态误差非常小为 0.011, 具有良好的控制效果。

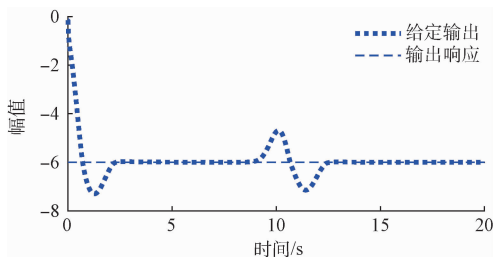


图 3 随机噪声幅值为 5 的阶跃输出响应

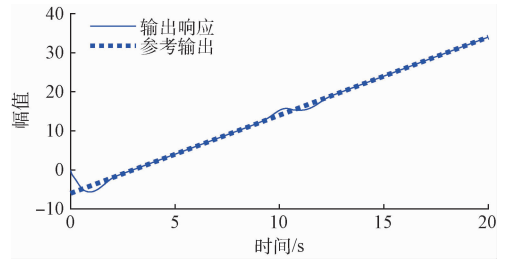


图 4 随机噪声幅值为 5 的斜坡输出响应

在 T-S 模型参数和控制参数不变的情况下增加随机误差的幅值, 幅值 100 和 500 的随机误差输出如图 5、图 6, 其控制过程中稳态误差比幅值为 5 的误差稍大, 随机误差幅值为 100 的系统稳态误差为 0.03, 随机误差幅值为 500 的系统稳态误差为 0.1。

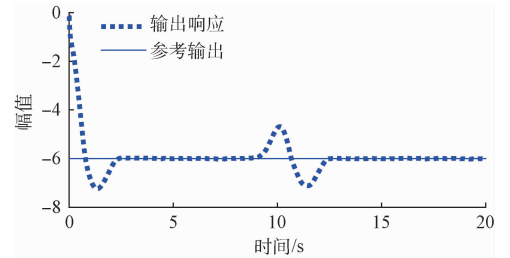


图 5 随机噪声幅值为 100 的阶跃输出响应

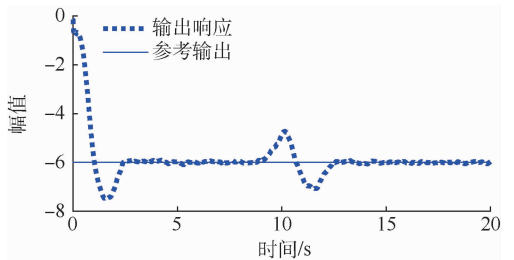


图 6 随机噪声幅值为 500 的阶跃输出响应

对于随机误差幅值为 500 的系统重新进行 T-S 模型的参数学习, 在控制参数于上述控制器相同的情况下, 对阶跃输入的输出响应如图 7 所示, 最大稳态误差为 0.1, 和学习模型随机误差幅值为 5 的最大稳态误差相当, 说明了最小二乘 T-S 模型有极强的鲁棒性, 模型参数的学习对随机误差不敏感。

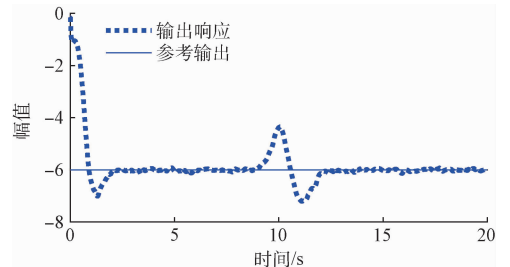


图 7 学习模型随机噪声幅值为 500 的阶跃输出响应

4 结 论

T-S 模糊模型和滑模控制对于不确定系统的控制都具有良好的鲁棒性,本文提出一种最小二乘支持向量机 T-S 模型的迭代算法可以得到实时模型,提高了控制模型的性能和鲁棒性。从仿真实验结果可以发现,基于改进最小二乘支持向量机 T-S 模型的滑模控制算法对于不确定系统的控制具有良好的动态响应和稳态误差,模型参数和控制参数对误差十分不敏感,整个系统具有良好的鲁棒性。本文提出了一种最小二乘支持向量机 T-S 模型的迭代算法,利用共轭梯度法对中间变量线性方程求解,其速度远高于直接对最小二乘对偶问题矩阵直接求解的方法,极大的提高了模型参数学习的速度,同时降低了对系统内存的开销,对于需求大量数据的模型和模型复杂度较高的场合有良好的适用性。

参考文献

- [1] 郑艳,毛艳娥,井元伟. 基于 T-S 模型的非线性系统离散时间滑模控制[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(3): 605-611.
- [2] 苗倩,侯洪庆,于传强. 非匹配不确定系统的 TS 模糊反演滑模控制[J]. 现代电子技术, 2013(19): 105-108.
- [3] CHIEN C J. A combined adaptive law for fuzzy iterative learning control of nonlinear systems with varying control tasks[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2008, 16(1): 40-51.
- [4] HWANG C L, CHIANG C C, YEH Y W. Adaptive fuzzy hierarchical sliding-mode control for the trajectory tracking of uncertain underactuated nonlinear dynamic systems[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(2): 286-299.
- [5] 鲁照权,孙木,周俊,等. 基于电液比例的加热炉步进梁控制算法研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(8): 60-64.
- [6] 余娟,余向阳,贺昱曜. 非线性系统模糊免疫滑模控制研究[J]. 控制工程, 2012, 19(6): 1047-1050.
- [7] 于靖,陈谋,姜长生. 基于干扰观测器的非线性不确定系统自适应滑模控制[J]. 控制理论与应用, 2014, 31(8): 993-999.
- [8] 王坚浩,胡剑波. 不确定非线性系统的自适应反推高阶终端滑模控制[J]. 控制与决策, 2012, 27(3): 413-418.
- [9] 张强,于宏亮,许德智,等. 基于自组织小波小脑模型关节控制器的不确定非线性系统鲁棒自适应终端滑模控制[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(3): 387-397.
- [10] 张国刚,徐向辉. 基于加权纹理特征的 SAR 图像目标识别算法[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(9): 22-25.
- [11] 叶永伟,陆俊杰,钱志勤,等. 基于 LS-SVM 的机械式温度仪表误差预测研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(1): 57-66.
- [12] 赵文杰,吕猛. 基于多 LS-SVM 集成模型的锅炉 NO_x排放量建模[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7): 1037-1044.
- [13] 姚胜伟. 几类共轭梯度算法的研究[D]. 上海:华东理工大学, 2014.
- [14] 黄元元. 求解无约束优化问题及非线性方程组的共轭梯度法[D]. 西安:西安电子科技大学, 2014.
- [15] DODD T J, NAIR S, HARRISON R F. Effect of the order of parameterisation in gradient learning for kernel methods[J]. Control Theory & Applications, 2010, 4(10): 2141-2151.
- [16] BHAYA A, KASZKUREWICZ E. A control-theoretic approach to the design of zero finding numerical methods [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2007, 52(6): 1014-1026.
- [17] DIENE O, BHAYA A. Adaptive filtering algorithms designed using control Liapunov functions[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2006, 13(4): 224-227.
- [18] 李兵. 支持向量机的迭代学习算法及其应用[D]. 北京:清华大学, 2014.

作者简介

何晟, 1994 年出生, 硕士研究生, 主要研究方向为电力电子和电机控制。

E-mail: 13817795692@163.com