

引用格式:赵建堂. 控制饱和系统的极限学习机控制算法[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(11): 173-177

Zhao Jiantang. Extreme learning machine control algorithm for control saturated systems[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(11): 173-177

控制饱和系统的极限学习机控制算法

赵建堂

(咸阳师范学院数学与信息科学学院, 咸阳 712000)

摘要 为提升被控系统的鲁棒性和控制精度, 对存在控制饱和约束和内外参数摄动的非线性系统, 提出一种基于极限学习机的自适应反演控制算法。针对存在控制饱和约束的非线性系统, 基于所设计的辅助函数, 将非线性控制饱和约束转换成常规控制输入形式, 有效降低了控制器的设计难度。为提升内外参数摄动的估计精度和估计算法速度, 采用极限学习机逼近内外参数摄动的综合项, 构建了基于极限学习机的自适应控制算法, 理论证明了闭环系统的全局渐近稳定性。与自适应滑模控制器对比仿真结果显示, 控制器在控制力矩总能耗、系统输出收敛轨迹上具有更优的品质。

关键词 非线性系统 控制饱和 极限学习机 反演控制

中图法分类号 TP273; 文献标志码 A

随着控制理论的发展, 研究的被控对象越来越复杂, 对系统控制算法的要求也越来越高, 不再局限于系统的稳定性控制, 还要求被控系统的输出具有较好的动态品质。同时, 实际被控系统不仅会出现内部参数摄动和受到外部环境的干扰, 被控系统还存在控制饱和的物理限制。控制饱和约束一直是非线性系统需要解决的关键问题^[1-3], 解决控制饱和约束对提升被控系统精度, 保障被控系统的安全具有重要的意义。

当前, 学者对饱和控制约束的主要处理手段有两种, 一种是在算法后直接加饱和约束^[4-6], 这种算法在对非线性系统设计控制器时不考虑饱和约束, 先设计出控制器后, 再对控制器的实际输入进行饱和约束; 这种算法因为是先设计控制器后约束, 因此, 很多时候不能保证被控系统的稳定性。第二种手段是在设计控制算法的时候就考虑饱和约束, 这种算法可称之为事中约束^[7], 这种算法是先解决控制饱和约束, 再设计控制器, 该算法先考虑控制饱和, 且从理论上分析了系统的稳定性, 因此, 该算法更能确保系统的稳定性。第二种手段是当前解决控制饱和约束的主要趋势, 但相关理论研究成果并不多, 因此, 将主要从第二种控制策略入手, 设计一种抗饱和控制的新算法。

非线性系统不仅涉及控制饱和约束, 还存在内

外参数摄动, 因此, 自适应控制^[8] 和鲁棒控制是抵消非线性系统参数摄动的主要手段, 但实际应用过程中发现, 自适应控制很难逼近真实的参数摄动, 而神经网络能逼近任意的非线性系统^[9], 考虑到神经网络算法的复杂度较高, 极限学习机继承了神经网络的良好逼近性能, 但其计算量和复杂度显著降低^[10], 因此, 构建一种极限学习机逼近内外参数摄动部分, 以实现对未知参数摄动和外部干扰项的精确逼近, 同时有效地降低算法的复杂度和计算量。

创新之处在于:①针对存在控制饱和约束的非线性系统, 构建了一种辅助函数, 将控制饱和约束转换成常规控制输入, 并基于反演控制理论设计了一种控制算法, 理论证明了闭环系统的全局渐近稳定性。②对外部干扰和内部参数摄动组成的信息完全未知综合摄动部分, 先构建了输出信息未知条件下的极限学习机外权确定算法, 再利用该极限学习机对综合摄动部分进行逼近, 有效降低了控制算法的复杂度。数值对比仿真结果显示, 本控制算法具有更小的控制输入和更优的系统动态品质。

1 被控系统描述

考虑如下带控制饱和约束的不确定性非线性仿射系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = f_1(x_1) + g_1(x_1)x_2 \\ \dot{x}_2 = f_2(\theta, x_1, x_2) + g_2(x_1, x_2) \text{sat}(u, u_{\max}) + d \\ y = x_1 \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中:状态变量 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) \in R^{n \times 1}$; 函数 $f_i(x)$ 、 $\mathbf{g}_i(x)$ 为光滑连续函数,且 $\mathbf{g}_i(x)$ 可逆; θ 为系统内部参数,设 θ_0 为 θ 的名义参数, θ 的摄动量记为 $\Delta\theta$; \mathbf{d} 为外部干扰向量且未知; \mathbf{u} 为控制输入向量, $\text{sat}(\mathbf{u}, \mathbf{u}_{\max})$ 为控制输入的饱和约束,其定义式为

$$\text{Sat}(\mathbf{u}, \mathbf{u}_{\max}) = \begin{cases} \mathbf{u}_i & |\mathbf{u}_i| < \mathbf{u}_{\max} \\ \mathbf{u}_{\max} & |\mathbf{u}_i| \geq \mathbf{u}_{\max} \end{cases} \quad (2)$$

控制问题描述:设计控制器 \mathbf{u} ,使闭环系统的输出收敛到 0。

对于其他跟踪控制问题,当给定期望轨迹后,通过跟踪误差的定义,最终可将其他跟踪问题转换成这里的被控系统描述。

2 基于极限学习机的控制算法

为保证闭环系统的渐近稳定性,采用反演控制方法设计控制器。令 $V_1 = 0.5\mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_1$ 。则

$$V_1 = \mathbf{x}_1^T \dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{x}_1^T (\mathbf{f}_1 + \mathbf{g}_1 \mathbf{x}_2) \quad (3)$$

设计中间虚拟控制器为

$$\boldsymbol{\alpha}_1 = -\mathbf{g}_1^{-1} (\mathbf{k}_1 \mathbf{x}_1 + \mathbf{f}_1 + \mathbf{g}_1 \boldsymbol{\chi}) \quad (4)$$

式(4)中,常数 $k_1 > 0$;变量 $\boldsymbol{\chi}$ 随后定义。

为消除控制饱和约束,引入如下辅助动力学系统:

$$\dot{\boldsymbol{\chi}} = -g_2 [k_2 \boldsymbol{\chi} - \text{sat}(\mathbf{u}, \mathbf{u}_{\max}) + \mathbf{u}] \quad (5)$$

式(5)中:增益 $k_2 > 0$ 用来调整变量 $\boldsymbol{\chi}$ 的收敛速度。解微分方程式(5)可以得到,新引入的参数 $\boldsymbol{\chi}$ 必有上界 $\bar{\boldsymbol{\chi}}$,且其上界与参数 k_2 的取值呈反比。

将 $\theta = \theta_0 + \Delta\theta$ 代入式(1)中,则有:

$$\dot{\mathbf{x}}_2 = \mathbf{f}_2(\theta_0) + \mathbf{f}_2(\Delta\theta) + \mathbf{g}_2 \text{sat}(\mathbf{u}, \mathbf{u}_{\max}) + \mathbf{d} \quad (6)$$

式(6)中, $\mathbf{f}_2(\theta_0)$ 指将 $\mathbf{f}_2(\theta, \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)$ 展开后只包含参数 θ_0 不包含 $\Delta\theta$ 的部分(简记为 \mathbf{f}_{20}),而将包含 $\Delta\theta$ 的部分均记为 $\mathbf{f}_2(\Delta\theta)$ (简记为 $\mathbf{f}_{2\Delta}$)。

令 $\mathbf{z} = \mathbf{x}_2 - \boldsymbol{\alpha}_1 - \boldsymbol{\chi}$,取 $V_2 = 0.5\mathbf{z}^T \mathbf{z} + V_1$ 。则 $V_2 = \mathbf{z}^T (\dot{\mathbf{x}}_2 - \dot{\boldsymbol{\chi}} - \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1) + \dot{V}_1 = \mathbf{z}^T (\mathbf{f}_{20} + k_2 \mathbf{g}_2 \boldsymbol{\chi} + g_2 u + f_{2\Delta} - \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 + \mathbf{d}) + \dot{V}_1$

$$= \mathbf{z}^T (\mathbf{f}_{20} + k_2 \mathbf{g}_2 \boldsymbol{\chi} + g_2 u + f_{2\Delta} - \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 + \mathbf{d}) + V_1 \quad (7)$$

式(7)显示,在引入的辅助方程[式(5)]后,直接将非线性控制饱和约束去掉了,将控制饱和约束直接转化为无约束的控制,能有效简化控制器的设计。

式(7)中存在未知摄动部分 $f_{2\Delta}$ 和外部干扰部分 \mathbf{d} ,将其统称为摄动项 $\boldsymbol{\eta} = f_{2\Delta} + \mathbf{d}$,为实现对该摄动项的精确估计,采用极限学习机逼近该摄动项。

经过证明,适当选择网络节点数,神经网络能逼近任意非线性函数,但是实际应该过程中发现,神经网络训练过程较为复杂,且计算量大,黄光远提出的极限学习机大大简化了神经网络的计算,从而被广泛应用于系统参数辨识、分类等方面,将采用极限学

习机逼近摄动项 $\boldsymbol{\eta}$ 。在采用极限学习机逼近摄动项 $\boldsymbol{\eta}$ 时,经过对 N 个样本的不断学习则如下线性矩阵方程成立:

$$\mathbf{H}\mathbf{W} = \boldsymbol{\eta} \quad (8)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} g_1(x_1, b_1) & g_2(x_1, b_2) & \cdots & g_L(x_1, b_L) \\ g_1(x_2, b_1) & g_2(x_2, b_2) & \cdots & g_L(x_2, b_L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_1(x_N, b_1) & g_2(x_N, b_2) & \cdots & g_L(x_N, b_L) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_L \end{bmatrix}, \boldsymbol{\eta} = \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_N \end{bmatrix}.$$

在采用极限学习对摄动项 $\boldsymbol{\eta}$ 进行逼近时,需要确定极限学习机的外权 \mathbf{W} ,传统极限学习机算法中,输入输出项是已知的,采用最小二乘法能快速确定外权 \mathbf{W} ;但是在本模型中,虽然输入项 x_i 是已知的,但参数摄动项和外部干扰项不能预先知道,使得综合摄动项 $\boldsymbol{\eta}$ 未知,因此,采用传统的最小二乘法不能获得极限学习机的外权 \mathbf{W} 。为解决这种输出信息未知情况下,极限学习机的外权确定,下面给出一种外权递归逼近算法。设能精确逼近 $\boldsymbol{\eta}$ 的外权为 \mathbf{W}^* ,并记其估值为 $\hat{\mathbf{W}}$,则有:

$$\boldsymbol{\eta} = \mathbf{H}\mathbf{W}^* = \mathbf{H}\hat{\mathbf{W}} + \mathbf{H}\tilde{\mathbf{W}} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \text{设计 Lyapunov 函数: } V_3 &= V_2 + 0.5\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{P} \tilde{\mathbf{W}}, \text{ 则:} \\ V_3 &= \mathbf{z}^T (\mathbf{f}_{20} + k_2 \mathbf{g}_2 \boldsymbol{\chi} + \mathbf{g}_2 \mathbf{u} + \mathbf{f}_{2\Delta} - \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 + \mathbf{d}) + \dot{V}_1 - \\ &\quad \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{P} \hat{\mathbf{W}} = \mathbf{z}^T (\mathbf{f}_{20} + k_2 \mathbf{g}_2 \boldsymbol{\chi} + \mathbf{g}_2 \mathbf{u} - \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 + \boldsymbol{\eta}) + \dot{V}_1 - \\ &\quad \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{P} \hat{\mathbf{W}} = \mathbf{z}^T (\mathbf{f}_{20} + k_2 \mathbf{g}_2 \boldsymbol{\chi} + \mathbf{g}_2 \mathbf{u} - \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 + \mathbf{H}\hat{\mathbf{W}} + \\ &\quad \mathbf{H}\tilde{\mathbf{W}}) - \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{P} \hat{\mathbf{W}} - k_1 \mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_1^T \mathbf{g}_1 \mathbf{z} \end{aligned} \quad (10)$$

则可设计如下控制器:

$$\mathbf{u} = -\mathbf{g}_2^{-1} (k_3 \mathbf{z} + \mathbf{f}_{20} + k_2 \mathbf{g}_2 \boldsymbol{\chi} + \mathbf{g}_1^T \mathbf{x}_1 - \dot{\boldsymbol{\alpha}}_1 + \mathbf{H}\hat{\mathbf{W}}) \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{W}} = \mathbf{P}^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{z} \quad (12)$$

式中,控制增益 $k_3 > 0$ 。将式(11)、式(12)代入式(10)得:

$$\dot{V}_3 = -k_3 \mathbf{z}_3^T \mathbf{z}_3 - k_1 \mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_1 \leq 0 \quad (13)$$

根据 Lyapunov 稳定性理论,可以得到控制器[式(11)]能保证系统的渐近稳定性。

3 仿真验证

考虑如下放射系统:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_1 = 4\mathbf{x}_1^2 + \mathbf{x}_2 \\ \dot{\mathbf{x}}_2 = -2\theta\mathbf{x}_1^2 - 3\theta^2\mathbf{x}_2^3 + 2\mathbf{x}_1\mathbf{x}_2^2 + \text{sat}(\mathbf{u}, \mathbf{u}_{\max}) + \mathbf{d} \\ \mathbf{y} = \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_1(0) = 0.1, \mathbf{x}_2(0) = 0.1 \end{cases} \quad (14)$$

式(14)中,系统参数 θ 的名义参数 $\theta_0 = 5$, 摄动量 $\Delta\theta = 0.05\sin(0.2t)$, 外部干扰 $d = 0.03\sin(0.05t)$, 控制输入的最大输入值 $u_{max} = 0.5 \text{ N}\cdot\text{m}$, 基于控制策略的极限学习机自适应控制器(ELMAC)为

$$\begin{cases} \alpha_1 = -(k_1x_1 + 4x_1^2 + \chi) \\ \dot{\chi} = -[k_2\chi - \text{Sat}(u, u_{max}) + u] \\ z = x_2 - \alpha_1 - \chi \\ u = -(2x_1x_2 - 10x_1^2 - 75x_2^3 + k_2\chi + x_1 - \dot{\alpha}_1 + H\hat{W} + k_3z) \\ \hat{W} = P^{-1}H^Tz \end{cases} \quad (15)$$

设置控制参数为 $k_1 = 2.1, k_2 = 0.15, k_3 = 13.5; P = \text{diag}[(200, 200, 200, 200, 200)]$;

极限学习机的隐层节点数为 5 个, 激活函数为

$$g_i(x) = \frac{2}{1 + e^{-ax}} - 1。$$

为便于比较, 采用常规滑模控制器设计方法, 先对该系统设计自适应滑模控制器(ASLC), 再采用限幅函数对输入进行限幅。设计的自适应滑模控制器为

$$\begin{cases} S = Qx_1 + x_2 \\ u = -(4Qx_1x_2 + Qx_2 - 10x_1^2 - 75x_2^3 + 2x_1x_2^2 + \hat{\eta} + k_2S) \\ \dot{\hat{\eta}} = S \end{cases} \quad (16)$$

ASLC 参数设置为: $k_1 = 2, k_2 = 0.2, Q = 5$ 。

分别基于 ELMAC 和 ASLC 控制器进行数值仿真, 仿真结果图见图 1~图 3。

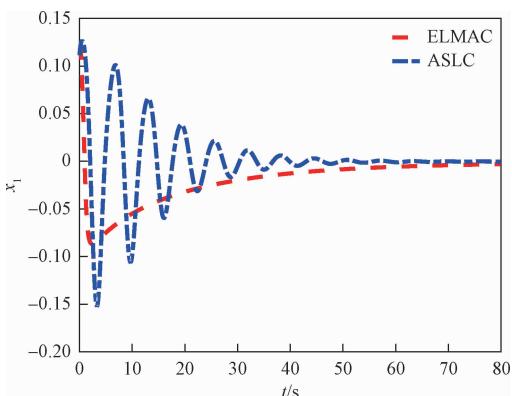


图 1 状态 x_1 的轨迹

Fig. 1 Trajectory of state x_1

图 1 显该非线性系统的输出都能收敛到 0, 说明两种控制器都能保证系统的渐近稳定, 且 ELMAC 控制器的收敛速度更快。在两种控制器下, 在控制器 ASLC 控制下, 系统输出轨迹出现多次震荡, 但在 ELMAC 控制下, 系统输出仅有一次震荡, 随后逐渐

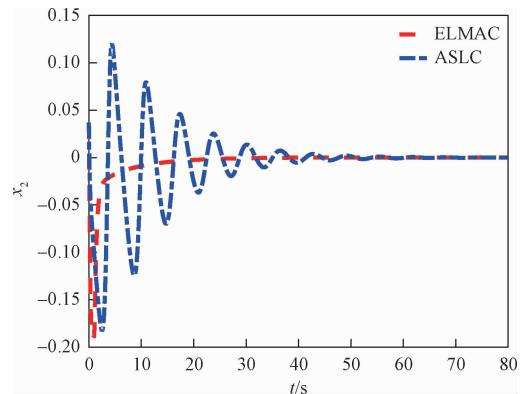


图 2 状态 x_2 的轨迹

Fig. 2 Trajectory of state x_2

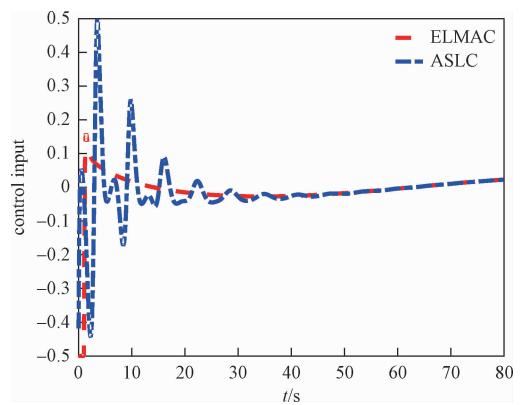


图 3 控制输入的轨迹

Fig. 3 Trajectory of control input

指数收敛到期望轨迹, 对比结果显示, 采用设计的 ELMAC 控制器, 被控系统的输出轨迹具有更好的动态品质。

图 2 显示了中间状态变量 x_2 的收敛轨迹, 其轨迹变化与状态变量 x_1 的收敛轨迹相似, ASLC 控制下, 其轨迹震荡收敛到 0, 而 ELMAC 控制器控制着状态变量 x_2 呈指数收敛到 0。

图 3 显示了两种控制器下, 控制输入 u 的变化轨迹, 因为考虑了控制饱和输入, ELMAC 控制器是在设计控制器的时候就考虑了控制饱和, 而 ASLC 控制器在设计控制器时没有考虑控制饱和, 只是在实际控制中对控制输入进行了饱和约束, 仿真结果显示, 这两种方法均能有效地实现系统的稳定控制, 使系统输出逐渐收敛到期望的轨迹, 但是控制器 ELMAC 仅在最初出现控制饱和, 随后控制力矩的大小在 $0.1 \text{ N}\cdot\text{m}$ 内震荡, 而在控制器 ASLC 的控制下, 控制力矩出现不断的震荡。通过计算两种控制器控制输入绝对值的和, 得到: $\sigma_{ELMAC} = \sum_{i=1}^{800} |u_i| = 21.4609$ 和 $\sigma_{ASLC} = \sum_{i=1}^{800} |u_i| = 31.3374$ 。

通过控制输入绝对值和的对比可以看出,采用ELMAC控制器,其总输入能量比采用ASLC低31%。说明本文控制器的综合耗能更低。

综合以上分析可以看出,采用设计的ELMAC控制器,能满足系统的控制饱和约束,且保证系统的快速渐近稳定性,达到对跟踪控制目的。整个控制过程中,基于本文控制器的控制力矩综合耗能相对更小,系统输出轨迹较为平稳,具有良好的动态性能和品质。

4 结论

(1) 针对存在控制饱和、内部参数摄动、外部环境干扰的非线性系统,采用反演控制理论,设计了一种反演控制算法,理论和数值仿真验证了本算法的有效性。

(2) 为解决控制饱和约束,在设计控制器的过程中,通过引入辅助函数和中间变量的方式,将控制饱和转换成常规控制输入,剔除了控制饱和约束。

(3) 为实现对信息完全未知的内部参数摄动和外部环境干扰的精确估计,并降低逼近算法的复杂度,采用极限学习机对由内部参数和外部摄动构成的综合干扰项进行逼近,设计了一种极限学习机外权确定算法,实现对综合干扰的精确估计。

参 考 文 献

- 1 魏新江, 张玲艳. 一类非线性严格反馈系统基于干扰观测器的抗干扰控制[J]. 控制与决策, 2016, 31(9):1697-1701
Wei Xinjiang, Zhang Lingyan. Anti-disturbance control based on disturbance observer for a class of nonlinear strict feedback systems [J]. Control and Decision-Making, 2016, 31 (9): 1697-1701
- 2 王 阳. 输入饱和约束下不确定切换系统状态反馈抗干扰控制[J]. 曲阜师范大学学报(自然科学版), 2017, 43(3):54-58
Wang Yang. State feedback anti-jamming control for uncertain switched systems with input saturation constraints[J]. Journal of Qufu Normal University (Natural Science Edition), 2017, 43 (3) : 54-58
- 3 Wu S, Wen S. Robust H_∞ output feedback control for attitude stabilization of a flexible spacecraft [J]. Nonlinear Dynamics, 2016, 84 (1):405-412
- 4 武 颖, 杨胜强, 李文辉, 等. 基于滑模反演的欠驱动水面无人艇航向控制[J]. 科学技术与工程, 2018,18(1). 47-53
Wu Ying, Yang Shengqiang, Li Wenhui, et al. Direction control of under-actuated surface UAV based on sliding mode inversion [J]. Science and Technology and Engineering, 2018 ,18(1). 47-53
- 5 严 路, 何汉林, 江 梅. 基于自适应滑模抗饱和控制及其应用[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2014, 42(7):72-75
Yan lu, He Hanlin, Jiang Mei. Adaptive sliding mode anti-saturation control and its application [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2014, 42 (7) : 72-75
- 6 Yuan R, Tan X, Fan G, et al. Robust adaptive neural network control for a class of uncertain nonlinear systems with actuator amplitude and rate saturations[J]. Neurocomputing, 2014, 125(3):72-80
- 7 殷春武, 侯明善, 李明翔. 一种非线性多环递归自适应跟踪控制[J]. 控制与决策, 2017, 32(10): 1879-1886
Yin Chunwu, Hou Mingshan, Li Mingxiang. A nonlinear multi-loop recursive adaptive tracking control [J]. Control and Decision-Making, 2017, 32 (10): 1879-1886
- 8 马新露, 刘页仁. 小型信控环形交叉口自适应控制模型与算法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17 (35): 140-148
Ma Xinlu, Liu Yeren. Adaptive control model and algorithm for small signalized circular intersection [J]. Science and Technology and Engineering, 2017, 17 (35) : 140-148
- 9 胡继辉, 侯远龙, 高 强, 等. 坦克炮控系统神经网络自适应滑模控制方法[J]. 火力与指挥控制, 2018(6): 118-121
Hu Jihui, Hou Yuanlong, Gaoqiang, et al. Neural network adaptive sliding mode control method for tank gun control system [J]. Fire-power and Command Control, 2018 (6) : 118-121
- 10 杨 伊. 极限学习机算法的改进与应用[D]. 大连:辽宁师范大学,2018
Yang Yi. Improvement and application of extreme learning algorithm [D]. Dalian: Liaoning Normal University, 2018

Extreme Learning Machine Control Algorithm for Control Saturated Systems

ZHAO Jian-tang

(College of Mathematics and Information Science, Xianyang Normal University, Xianyang 712000, China)

[Abstract] To improve the robustness and control accuracy of the controlled system, an adaptive control algorithm based on extreme learning machine is proposed for nonlinear systems with control saturation constraints and internal and external parameter perturbations. For nonlinear systems with control saturation constraints, the nonlinear control saturation constraints are transformed into conventional control inputs based on the designed auxiliary functions, which effectively reduces the difficulty of controller design. In order to improve the estimation accuracy and speed of the internal and external parameter perturbations, an adaptive control algorithm based on the extreme learning machine (ELM) is constructed by approximating the synthesis term of the internal and external parameter perturbations. The global asymptotic stability of the closed-loop system is theoretically proved. Compared with the adaptive sliding mode controller, the simulation results show that the proposed controller has better performance in total control torque energy consumption and system output convergence trajectory.

[Key words] nonlinear system control saturation extreme learning machine backstepping control