

一类非线性系统基于最小二乘支持向量机的自适应 H_∞ 控制

谢春利^{1,2}, 邵 诚¹, 赵丹丹³

(1. 大连理工大学 电信学院, 辽宁 大连 116024; 2. 大连民族学院 机电信息工程学院, 辽宁 大连 116600;

3. 大连民族学院 计算机科学与工程学院, 辽宁 大连 116600)

摘要: 提出一类非线性不确定系统基于最小二乘支持向量机的自适应 H_∞ 控制方法. 该方法基于最小二乘支持向量机估计对象的未知非线性函数, 并给出了最小二乘支持向量机权重向量和偏移值的在线学习规则. 引入 H_∞ 控制器用于减弱外部干扰及最小二乘支持向量机近似误差对输出误差的影响. 利用李亚普诺夫理论证明了整个闭环系统一致最终有界稳定. 仿真结果表明了该方法的有效性.

关键词: 最小二乘支持向量机; 非线性系统; 自适应控制; H_∞ 控制

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Adaptive H-infinity control of a class of nonlinear systems based on least squares support-vector-machines

XIE Chun-li^{1,2}, SHAO Cheng¹, ZHAO Dan-dan³

(1. School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China;

2. College of Electromechanical and Information Engineering, Dalian Nationalities University, Dalian Liaoning 116600, China;

3. School of Computer Science and Engineering, Dalian Nationalities University, Dalian Liaoning 116600, China)

Abstract: An adaptive H-Infinity control based on least squares support-vector-machines(LS-SVM) is presented for a class of nonlinear uncertain systems. In this method, the LS-SVM is employed to approximate unknown nonlinear functions in the plant; and the online learning rule for the weighting vector and the bias is derived. H-infinity control is used to attenuate the tracking error caused by LS-SVM approximation and external disturbance. Lyapunov theory is used to prove the uniform ultimate bounded stability of the close-loop system. Numerical simulations are presented to show the effectiveness of the proposed method.

Key words: least squares support-vector-machines; nonlinear systems; adaptive control; H-infinity control

1 引言(Introduction)

支持向量机(support-vector-machines, SVM)以其模型结构简单, 较好地推广能力和全局最优解, 已经成功地应用于非线性系统辨识与控制研究中^[1,2]. 文献[1]指出, SVM可以逼近任意一类非线性函数, 这为利用SVM进行系统辨识和控制提供了良好的理论根据. 最小二乘支持向量机(least squares support-vector-machines, LS-SVM)^[3,4]用等式约束代替SVM中的不等式约束, 将SVM中的二次规划优化转化为解一组线性方程组, 运算简单, 收敛速度快, 精确度高. 目前, 基于LS-SVM的非线性系统控制方法取得广泛的应用^[5~9]. 但是, 关于稳定性、鲁棒性及控制系统性能分析的方法则较少.

近二十几年来, Lyapunov理论和 H_∞ 控制理论在非线性系统的分析和设计中的应用得到了迅猛发展, 并在处理系统稳定、鲁棒镇定和消除干扰等问

题上取得了卓有成效的应用^[10~13]. 文献[10, 11]研究了基于模糊系统的非线性系统鲁棒控制, 文献[12, 13]研究了基于神经网络的非线性系统自适应 H_∞ 控制. 但是, 模糊系统和神经网络应用中有待解决的一个重要问题是算法复杂, 学习速度较慢. 此外, 基于经验风险最小化准则的神经网络学习方法存在着泛化能力较差, 局部最小值, 过学习等问题. 而基于结构风险最小化准则基本思想的LS-SVM解决了模糊系统和神经网络存在的上述问题.

本文结合LS-SVM非线性函数逼近方法、自适应控制、Lyapunov理论和 H_∞ 控制理论, 提出一种新的非线性系统控制方法. 该方法利用LS-SVM对系统中的未知非线性函数进行逼近, 然后将LS-SVM逼近误差和外界干扰作为复合干扰来处理. 所设计的控制器不仅保证闭环系统渐近稳定, 而且通过引入 H_∞ 控制使跟踪误差满足给定的性能指标. 将所设

计的控制用于倒立摆控制, 仿真结果验证了本方法的有效性.

2 问题描述(Problem statement)

考虑如下非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x}^{(n)} = f(x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}) + \\ g(x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)})u + \\ d(x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}), \\ y = x, \end{cases} \quad (1)$$

式中: $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 为未知的连续函数. 不失一般性, 可假设 $g(\cdot) > 0$, $d(\cdot)$ 为有界干扰, 且 $|d(\cdot)| \leq D$. $u \in \mathbb{R}$ 和 $y \in \mathbb{R}$ 分别为系统的输入和输出; 设 $\bar{x} = (x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}) \in \mathbb{R}^n$ 为系统的状态向量, 且可通过测量得到. 对于给定的有界参考信号 y_m , 定义跟踪误差 $e = y_m - y$.

控制目标是设计基于LS-SVM的自适应控制器 $u = u(\bar{x}|W)$ 及参数 W 的自适应律, 使得

1) 闭环系统中涉及的所有变量一致有界.

2) 对于给定的性能指标 $\rho > 0$, 输出跟踪误差 $\bar{e}$ 满足如下 H_∞ 性能指标:

$$\int_0^T \bar{e}^T Q \bar{e} \leq \bar{e}^T(0) P \bar{e}(0) + \frac{1}{\eta_1} \tilde{W}_f^T(0) \tilde{W}_f + \frac{1}{\eta_2} \tilde{W}_g^T(0) \tilde{W}_g + \rho^2 \int_0^T \omega^T \omega dt, \quad (2)$$

其中: $T \in [0, \infty]$, $\omega \in L_2[0, \infty]$, $Q = Q^T \geq 0$, $P = P^T \geq 0$, $\bar{e} = (e, \dot{e}, \dots, e^{(n-1)})$. ω 为外界干扰及LS-SVM近似误差组成的复合干扰, W_f, W_g 为LS-SVM参数, $\tilde{W}_f, \tilde{W}_g$ 为LS-SVM参数估计误差, η_1, η_2 为LS-SVM学习率.

3 基于LS-SVM的自适应控制器设计 (Adaptive controller design based on LS-SVM)

3.1 LS-SVM回归(Linear Support Vector Machine regression)

Suykens^[3]提出的LS-SVM是通过将最小二乘线性系统引入支持向量机, 代替传统的支持向量采用二次规划方法解决分类和函数估计问题. 用于函数估计的LS-SVM算法推导如下:

设样本为 n 维向量, 则 N 个样本组成的样本集表示为 $D = \{x_k, y_k | k = 1, 2, \dots, N\}$, $x_k \in \mathbb{R}^n$, $y_k \in \mathbb{R}$. 其中: x_k 为输入数据, y_k 为输出数据. 在权 w 空间中的函数估计问题描述如下:

$$\begin{aligned} \min J(w, e) &= \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2, \\ \text{s.t. } y_k &= w^T \phi(x_k) + b + e_k, \quad k = 1, 2, \dots, N, \end{aligned} \quad (3)$$

式中: J 为优化目标函数, $\phi(\cdot) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{n_h}$ 为核空间映射函数, $w \in \mathbb{R}^{n_h}$ 为权矢量, $e_k \in \mathbb{R}$ 为不敏感损失函数的松弛因子, $b \in \mathbb{R}$ 为偏移量, $\gamma \in \mathbb{R}$ 为正则化参

数. 根据式(3), 可定义拉格朗日函数

$$L(w, b, e; \alpha) = J(w, e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{w^T \phi(x_k) + b + e_k - y_k\}, \quad (4)$$

其中拉格朗日乘子 $\alpha_k \in \mathbb{R}$. 通过 L 对 w, b, e_k 和 α_k 求偏导数等于零, 可得

$$w = \sum_{k=1}^N \alpha_k \phi(x_k), \quad (5)$$

$$\alpha_k = \gamma e_k, \quad (6)$$

$$\sum_{k=1}^N \alpha_k = 0, \quad (7)$$

$$w^T \phi(x_k) + b + e_k - y_k = 0. \quad (8)$$

在消除变量 w 和 e_k , 可得此优化问题的解析解为

$$\begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \tilde{1}^T \\ \tilde{1} & \Omega + \gamma^{-1} I \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式中:

$$y = [y_1 \ \dots \ y_N]^T \in \mathbb{R}^N, \quad \tilde{1} = [1 \ \dots \ 1]^T \in \mathbb{R}^N,$$

$$\alpha = [\alpha_1 \ \dots \ \alpha_N]^T \in \mathbb{R}^N,$$

$I \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 是单位矩阵, $\Omega \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 为方阵, 其第 k 行第 l 列的元素为 $\Omega_{kl} = K(x_k, x_l) = \phi(x_k)^T \phi(x_l)$, $\forall k, l = 1, 2, \dots, N$; $K(\cdot, \cdot)$ 为核函数, 它为满足Mercer^[14]条件的任意对称函数. 常用的核函数有: 线性核函数 $K(x_k, x_l) = x_k \cdot x_l$; 多项式核函数 $K(x_k, x_l) = (x_k \cdot x_l + 1)^m$ (m 为多项式的阶次); 高斯径向基核函数(RBF) $K(x_k, x_l) = \exp(-\|x_k - x_l\|^2 / 2\sigma^2)$ (σ 为核宽度). 本文中综合逼近精度和计算效率考虑, 选取高斯RBF核函数.

通过式(9)求解 α 和 b , 并进一步求出 w .

LS-SVM的函数估计为

$$y(\bar{x}) = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(\bar{x}, x_k) + b. \quad (10)$$

为了提高函数的逼近性能, 可以采用交叉验证方法调整正则化参数 γ 和核参数 σ .

3.2 基于LS-SVM的自适应 H_∞ 控制 (Adaptive H_∞ control based on LS-SVM)

本节讨论如何构造基于LS-SVM自适应控制器, 以实现未知非线性系统的 H_∞ 控制.

设 $k = (k_n, k_{n-1}, \dots, k_1)^T$, 选取 k 使得多项式 $h(s) = s^n + k_1 s^{n-1} + \dots + k_n$ 的所有根位于左半开平面上. 如果函数 f, g 已知且 $d(\cdot) = 0$, 则控制器为

$$u = \frac{1}{g(\bar{x})} [-f(\bar{x}) + y_m^{(n)} + k^T \bar{e}], \quad (11)$$

代入系统(1)得

$$e^{(n)} + k_1 e^{(n-1)} + \dots + k_n e = 0. \quad (12)$$

式(12)意味着 $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$. 然而在 f, g 未知且 $d(\cdot) \neq 0$ 的情况下, 要获得控制(11)是不可能的. 可用LS-SVM系统 $\hat{f}(\bar{x}|W_f)$ 和 $\hat{g}(\bar{x}|W_g)$ 分别逼近 f 和 g . 考虑到外界干扰及逼近误差的存在, 构造如下控制器:

$$u = u_c + u_h, \quad (13)$$

其中:

$$\begin{cases} u_c = \frac{1}{\hat{g}(\bar{x}|W_g)} [-\hat{f}(\bar{x}|W_f) + y_m^{(n)} + k^T \bar{e}], \\ u_h = \frac{1}{\hat{g}(\bar{x}|W_g)} u_a. \end{cases} \quad (14)$$

u_c 为等效控制器, u_h 为补偿控制器, 用于削弱外界干扰和函数逼近误差对跟踪误差的影响, u_a 为H_∞控制器. 将式(13)代入系统(1)可得如下误差方程:

$$e^{(n)} = k^T \bar{e} + [\hat{f}(\bar{x}|W_f) - f(\bar{x})] + [\hat{g}(\bar{x}|W_g) - g(\bar{x})]u + u_a - d, \quad (15)$$

式(15)等价于

$$\dot{\bar{e}} = A\bar{e} + B[(\hat{f}(\bar{x}|W_f) - f(\bar{x})) + (\hat{g}(\bar{x}|W_g) - g(\bar{x}))u] - Bd, \quad (16)$$

式中:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ & \cdots & & \cdots & & \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & -k_{n-2} & \cdots & -k_2 & -k_1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

用于逼近未知非线性函数的自适应LS-SVM的结构如图1所示.

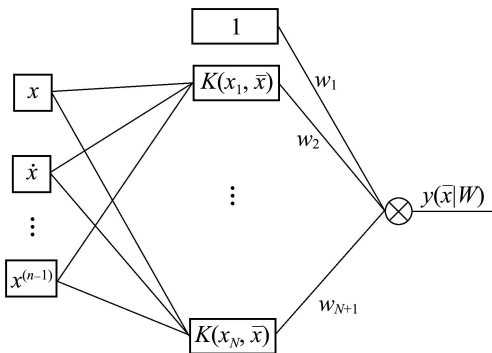


图1 最小二乘支持向量机结构

Fig. 1 Structure of least support-vector-machines

图1中: $\bar{x} = (x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}) \in \mathbb{R}^n$ 为输入向量. 隐含层的节点数为 $N+1$, 其中第1个节点定义为隐含层的偏差, 由式(10)可知其值为1. $x_i (i=1, \dots, N)$ 为支持向量, $w_j (j=1, \dots, N, N+1)$ 为隐含层至输出层的权值, 其中: $w_1 = b$, $w_j = \alpha_{j-1}$, $j=2, \dots, N, N+1$.

LS-SVM的输入输出关系为

$$y(\bar{x}|W) = W^T \beta, \quad (17)$$

其中:

$$W = [w_1 \ w_2 \ \cdots \ w_{N+1}]^T, \\ \beta = [1 \ K(x_1, \bar{x}) \ \cdots \ K(x_N, \bar{x})]^T.$$

设计任务是寻找控制器 u_a 及自适应律 W_f, W_g , 实现控制目标(2). 首先定义参数向量 W_f, W_g 的最优参数向量 W_f^*, W_g^* 为

$$\begin{cases} W_f^* = \arg \min_{W_f \in \Omega_f} [\sup_{x \in D} |\hat{f}(\bar{x}|W_f) - f(\bar{x})|], \\ W_g^* = \arg \min_{W_g \in \Omega_g} [\sup_{x \in D} |\hat{g}(\bar{x}|W_g) - g(\bar{x})|]. \end{cases} \quad (18)$$

式中: $\Omega_f = \{W_f | \|W_f\| \leq M_f\}$, $\Omega_g = \{W_g | \|W_g\| \leq M_g\}$ 分别为参数的可行域, M_f, M_g 为设计参数. 定义最小近似误差为

$$\omega_n = (\hat{f}(\bar{x}|W_f^*) - f(\bar{x})) + (\hat{g}(\bar{x}|W_g^*) - g(\bar{x}))u, \quad (19)$$

于是式(16)的误差方程可重写为

$$\dot{\bar{e}} = A\bar{e} + Bu_a + B[(\hat{f}(\bar{x}|W_f) - \hat{f}(\bar{x}|W_f^*)) + (\hat{g}(\bar{x}|W_g) - \hat{g}(\bar{x}|W_g^*))u] + B(\omega_n - d). \quad (20)$$

又由式(17)可得

$$\dot{\bar{e}} = A\bar{e} + Bu_a + B[\tilde{W}_f^T \beta_f + \tilde{W}_g^T \beta_g u] + B\omega, \quad (21)$$

式中: $\omega = \omega_n - d$, $\tilde{W}_f = W_f - W_f^*$, $\tilde{W}_g = W_g - W_g^*$. 取H_∞控制器为

$$u_a = -\frac{1}{r} B^T P \bar{e}, \quad (22)$$

其中 $r > 0$ 为设计参数. 取参数自适应律为

$$\dot{W}_f = \begin{cases} -\eta_1 \bar{e}^T P B \beta_f, \\ \|W_f\| \leq M_f, \bar{e}^T P B W_f^T \beta_f > 0, \\ P_1[\cdot], \|W_f\| = M_f, \bar{e}^T P B W_f^T \beta_f \leq 0, \end{cases} \quad (23)$$

$$\dot{W}_g = \begin{cases} -\eta_2 \bar{e}^T P B \beta_g, \\ \|W_g\| \leq M_g, \bar{e}^T P B W_g^T \beta_g > 0, \\ P_2[\cdot], \|W_g\| = M_g, \bar{e}^T P B W_g^T \beta_g \leq 0. \end{cases} \quad (24)$$

其中:

$$P_1[\cdot] = -\eta_1 \bar{e}^T P B \beta_f + \eta_1 \frac{\bar{e}^T P B W_f^T \beta_f}{\|W_f\|^2}, \\ P_2[\cdot] = -\eta_2 \bar{e}^T P B \beta_g + \eta_2 \frac{\bar{e}^T P B W_g^T \beta_g}{\|W_g\|^2}.$$

式中 $P = P^T > 0$ 是如下Riccati方程的解:

$$PA + A^T P + Q - \frac{2}{r} P B B^T P +$$

$$\frac{1}{\rho^2} PBB^T P = 0. \quad (25)$$

定理 1 对于系统(1), 如果采用基于LS-SVM的自适应控制器(13), 参数自适应律(23)(24), 则有

- 1) $\|W_f\| \leq M_f$, $\|W_g\| \leq M_g$, $x, u \in L_\infty$;
- 2) 对于给定的干扰减弱水平 ρ , 取得输出 H_∞ 跟踪性能(2).

证 1) 设 $V_f = \frac{1}{2} W_f^T W_f$. 如果式(23)的第1行成立, 可知当 $\|W_f\| \leq M_f$ 或 $\|W_f\| = M_f$ 时, 有

$$\dot{V}_f = -\eta_1 \bar{e}^T P B W_f^T \beta_f \leq 0, \quad (26)$$

即总可保持 $\|W_f\| \leq M_f$. 如果式(23)的第2行成立, 则有 $\|W_f\| = M_f$ 和

$$\dot{V}_f = -\eta_1 \bar{e}^T P B W_f^T \beta_f + \eta_1 \bar{e}^T P B \frac{\|W_f\|^2 W_f^T \beta_f}{\|W_f\|^2} = 0,$$

即 $\|W_f\| \leq M_f$. 因此, 对任意 $t \geq 0$, 均有 $\|W_f\| \leq M_f$. 同理可证, 对任意 $t \geq 0$, 均有 $\|W_g\| \leq M_g$.

2) 取Lyapunov函数为

$$V = \frac{1}{2} \bar{e}^T P \bar{e} + \frac{1}{2\eta_1} \tilde{W}_f^T \tilde{W}_f + \frac{1}{2\eta_2} \tilde{W}_g^T \tilde{W}_g, \quad (27)$$

其中: $\eta_1 > 0$, $\eta_2 > 0$, P 为方程(25)的解. 对 V 求导数得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} \dot{\bar{e}}^T P \bar{e} + \frac{1}{2} \bar{e}^T P \dot{\bar{e}} + \frac{1}{\eta_1} \dot{\tilde{W}}_f^T \tilde{W}_f + \\ & \frac{1}{\eta_2} \dot{\tilde{W}}_g^T \tilde{W}_g. \end{aligned} \quad (28)$$

由于 $\dot{\tilde{W}}_f = \dot{W}_f$, $\dot{\tilde{W}}_g = \dot{W}_g$, 利用式(21)和(25)可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\frac{1}{2} \bar{e}^T P \bar{e} - \frac{1}{2\rho^2} \bar{e}^T P B B^T P \bar{e} + \\ & \frac{1}{2} (\omega^T B B^T P \bar{e} + \bar{e}^T P B \omega) + (\bar{e}^T P B \beta_f^T + \\ & \frac{1}{\eta_1} \dot{W}_f^T) \tilde{W}_f + (\bar{e}^T P B \beta_g^T u + \frac{1}{\eta_2} \dot{W}_g^T) \tilde{W}_g. \end{aligned} \quad (29)$$

由自适应律(23)和(24), 不难证明式(29)的后两项是非正的. 经配方后, 式(29)变为

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\frac{1}{2} \bar{e}^T Q \bar{e} + \frac{1}{2} \rho^2 \omega^T \omega \leq \\ & -\frac{1}{2} \bar{e}^T Q \bar{e} + \frac{1}{2} \rho^2 \omega^2 \leq \\ & -\frac{1}{2} \lambda_{\min}(Q) \|\bar{e}\|^2 + \frac{1}{2} \rho^2 |\bar{\omega}|. \end{aligned} \quad (30)$$

式中: $\bar{\omega}$ 为 ω 的上界, $\lambda_{\min}(Q)$ 为矩阵的最小特征值. 由式(30)可知, 当 $\|\bar{e}\| \geq \rho |\bar{\omega}| / \lambda_{\min}(Q)$, 有 $\dot{V} < 0$, 从而可知 $x, u \in L_\infty$.

对式(30)从 $t = 0$ 到 $t = T$ 积分, 得

$$\begin{aligned} V(T) - V(0) \leq & -\frac{1}{2} \int_0^T \bar{e}^T Q \bar{e} dt + \frac{1}{2} \rho^2 \int_0^T \omega^T \omega dt. \end{aligned} \quad (31)$$

由于 $V(T) \geq 0$, 由式(27)得

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \int_0^T \bar{e}^T Q \bar{e} dt \leq \\ & \frac{1}{2} \bar{e}^T(0) P \bar{e}(0) + \frac{1}{2\eta_1} \tilde{W}_f^T \tilde{W}_f + \\ & \frac{1}{2\eta_2} \tilde{W}_g^T \tilde{W}_g + \frac{1}{2} \rho^2 \int_0^T \omega^T \omega dt, \end{aligned} \quad (32)$$

即输出跟踪性能(2)达到. 证毕.

4 仿真研究(Simulation study)

本节将自适应 H_∞ 控制器用于如下的倒立摆系统进行仿真研究. 设 $x_1 = \theta$, $x_2 = \dot{\theta}$, 其动态方程如下:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dot{x}_2 = \frac{g \sin x_1 - \frac{m l x_2^2 \cos x_1 \sin x_1}{m_c + m}}{l(\frac{4}{3} - \frac{m \cos^2 x_1}{m_c + m})} + d + \\ \frac{\cos x_1}{\frac{m_c + m}{l(\frac{4}{3} - \frac{m \cos^2 x_1}{m_c + m})}}, \\ y = x_1. \end{cases} \quad (33)$$

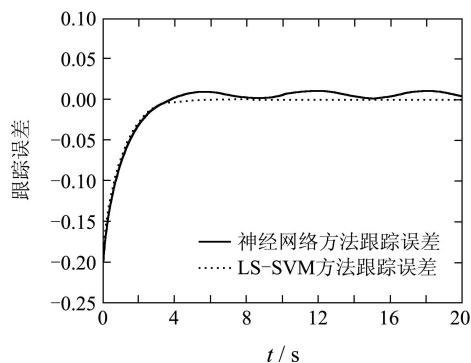
式中: $g = 9.8 \text{ m/s}^2$ 为重力加速度, m_c 为车的质量, m 为杆的质量, u 为控制量.

选取 $m_c = 1 \text{ kg}$, $m = 0.1 \text{ kg}$, $l = 0.5 \text{ m}$, 参考信号选为 $y_m = \frac{\pi}{30} \sin t$, 干扰信号 $d = 0.05 \sin t$. 设初始条件 $x_1(0) = 0.2$, $x_2(0) = 0.2$, $M_f = 16$, $M_g = 1.6$, $\eta_1 = 0.1$, $\eta_2 = 0.001$, $k_1 = 2$, $k_2 = 1$, 给定 $Q = \text{diag}\{1, 1\}$, 分别取 $\rho = 0.05, 0.2$, $r = 0.005, 0.02$, 解Riccati方程得 $P = \begin{bmatrix} 1.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$.

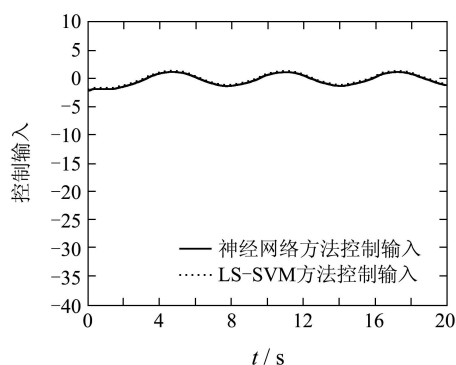
本文分别采用LS-SVM和神经网络来构造自适应控制器, 研究非线性对象的控制效果.

首先采用LS-SVM构造自适应控制器. 给系统零控制输入, 采集用于逼近函数 f 的样本数据. 给系统施加随机控制信号, 采集用于逼近函数 g 的样本数据. 利用两个LS-SVM逼近 f 和 g , LS-SVM的结构如图1所示. 按照式(17)进行离线训练, 得到LS-SVM的权值参数初值, 投入在线自适应仿真控制. 然后研究基于神经网络的自适应控制, 神经网络采用3-5-1结构.

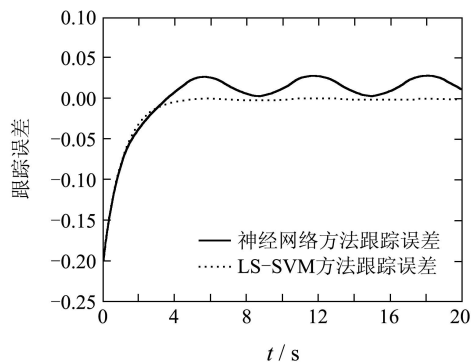
两种方法的仿真结果如图2($\rho = 0.05$)和图3($\rho = 0.2$)所示. 从图中可以看出, ρ 越小, 跟踪效果越好, 但控制增益相应越大($\rho = 0.05$ 的控制量范围为 $-14.8 \sim 1.5$, $\rho = 0.2$ 的控制量范围为 $-8.7 \sim 1.2$). 所以, 在控制中合理的折衷是非常必要的. 同时, 对比LS-SVM方法和神经网络方法的仿真结果可知, 前一方法的控制精度更高.



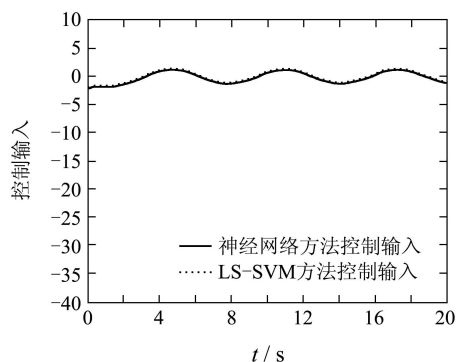
(a) 跟踪误差



(b) 控制输入

图2 $\rho = 0.05$ 时的仿真结果Fig. 2 Tracking error with $\rho = 0.05$ 

(a) 跟踪误差



(b) 控制输入

图3 $\rho = 0.2$ 时的仿真结果Fig. 3 Tracking error with $\rho = 0.2$

5 结论(Conclusion)

本文把 LS-SVM 逼近方法、自适应控制、Lyapunov理论和 H_∞ 控制理论结合起来, 构成了一种新的基于LS-SVM的自适应控制器. 此控制器不但能保证闭环控制系统稳定, 而且能把外部干扰和逼近误差对输出误差的影响减少到预先规定的指标, 仿真结果证明了基于LS-SVM的直接自适应控制方法的有效性.

参考文献(References):

- [1] VAPNIK V N. *The Nature of Statistical Learning Theory*[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [2] CHALIMOURDA A, SCHÖLKOPF B, SMOLA A J. Experimentally optimal ν in support vector regression for different noise models and parameters settings[J]. *Neural Networks*, 2004, 17(1): 127 – 141.
- [3] SUYKENS J A K. Nonlinear modeling and support-vector-machines[C] // *Proceedings of the 18th IEEE Conference on Instrumentation and Measurement Technology*. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2001: 187 – 294.
- [4] SUYKENS J A K. Support vector machines: a nonlinear modeling and control perspective[J]. *European Journal of Control*, 2001, 7(2/3): 311 – 327.
- [5] LI L J, SU H Y, CHU J. Generalized predictive control with online least squares support-vector-machines[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(11): 1182 – 1188.
- [6] YUAN X F, WANG Y N, WU L H. Adaptive inverse control of excitation system with actuator uncertainty[J]. *WSEAS Transactions on Systems and Control*, 2007, 8(2): 419 – 427.
- [7] 沈曙光, 王广军, 陈红. 最小支持向量机在系统逆动力学辨识与控制中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(35): 96 – 101. (SHEN Shuguang, WANG Guangjun, CHEN Hong. Application of RLS-SVM in identification and control for inverse dynamics of system[J]. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 2008, 28(35): 96 – 101.)
- [8] 郭振凯, 宋召青, 毛剑琴. 基于最小二乘支持向量机的非线性广义预测控制[J]. 控制与决策, 2009, 24(4): 520 – 525. (GUO Zhenkai, SONG Zhaoqing, MAO Jianqin. Nonlinear generalized predictive control based on least square support vector machine[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(4): 520 – 525.)
- [9] 穆朝絮, 张瑞民, 孙长银. 基于粒子群优化的非线性系统最小二乘支持向量机预测控制方法[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(2): 164 – 168. (MU Chaoxu, ZHANG Ruimin, SUN Changyin. LS-SVM predictive control based on PSO for nonlinear systems[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(2): 164 – 168.)
- [10] 佟绍成, 柴天佑. 一类非线性系统的自适应模糊控制[J]. 控制与决策, 1997, 12(6): 660 – 666. (TONG Shaocheng, CHAI Tianyou. Adaptive fuzzy control for a class of nonlinear systems[J]. *Control and Decision*, 1997, 12(6): 660 – 666.)