

基于支持向量机的参数自整定PID非线性系统控制

刘 涵, 刘 丁

(西安理工大学 自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 对非线性系统提出了一种基于支持向量机的自整定PID控制新方法. 用支持向量机辨识系统的非线性关系, 并对之进行线性化, 提取出瞬时线性模型, 采用最小方差的准则获取PID控制器的最优参数. 为改善控制器的性能, 提出了一些改进措施, 包括使用一阶滤波器、控制器参数更新标准及惩罚系数的调整等. 通过对典型非线性系统的仿真, 验证了该方法的有效性和可行性.

关键词: 支持向量机; 非线性控制; PID控制器; 线性化; 自整定

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A

Self-tuning PID controller for a nonlinear system based on support vector machines

LIU Han, LIU Ding

(School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an Shaanxi 710048, China)

Abstract: For a nonlinear system, we propose a new self-tuning PID controller based on support vector machines (SVM). The SVM is applied to identify the non-linear system, which is then linearized to extract the instantaneous linear model. The criterion of minimum variance is used to obtain the optimal tuning PID controller. Some additional measures, including the adoption of first order filter, parameter updating criterion and the adjustment of penalty factor, are taken to improve the performance of PID controller. Simulation results of typical non-linear systems show the effectiveness and feasibility of the self-tuning PID controller based on SVM.

Key words: support vector machines; nonlinear control; PID controller; linearization; self-tuning

1 引言(Introduction)

PID控制由于其简单、有效, 且具有一定鲁棒性的特点, 目前已成为工业过程控制中主要的、可靠的技术方案和工具. 在PID控制中, 一个至关重要的问题是PID参数的整定, 典型的PID参数整定方法是在获取对象数学模型的基础上, 根据某一整定原则来确定PID参数. 参数整定的优劣不但会影响到控制质量, 而且还会影响到控制系统的稳定性和鲁棒性. 由于现代工业过程对象高阶、时变、非线性的特点, 将造成模型参数的变化和模型结构的改变, 从而导致系统不能在原整定的工况下工作, 偏离控制性能指标. 近20年, 越来越多的人工智能方法被应用到PID控制器的设计和参数的自整定中^[1~3]. 同时, 神经网络、模糊系统由于其良好的非线性建模能力及自适应的能力, 带有传统自适应控制的模糊/神经网络自整定PID控制器已被较多的应用于非线性系

统的控制^[4~7]. 但是在基于神经网络的控制中, 神经网络的逼近误差对神经网络自适应控制的性能影响较大, 这与具体的神经网络的结构、神经网络的参数选取有关^[8].

统计学习理论(statistical learning theory, SLT)是由Vapnik建立的一种专门研究小样本下机器学习规律的理论^[9,10], 支持向量机(support vector machines, SVM)是在这一理论上发展起来的一种新的分类和回归工具. 支持向量机通过结构风险最小化原理提高泛化能力, 将求解最优分类面问题转化为求解凸二次规划问题, 较好的解决了小样本、非线性、高维数、局部极小点等实际问题, 克服了神经网络结构和参数难以选择、易陷入局部极值、过拟合等缺陷, 已经被成功应用于模式识别与系统控制领域^[11~13]. 本文提出了一种基于支持向量机的参数自整定PID控制器, 首先求取非线性系统的支持向量机

模型, 并获得其瞬时线性化模型; 在此线性化模型的基础上, 在最小化方差意义下获取最优的3个PID参数. 在整个控制任务内重复此过程, 可以完成PID参数的自整定, 实现对非线性系统的有效控制, 对非线性系统的仿真研究表明该方法是有有效和可行的.

2 基于支持向量机的参数自整定PID控制器(Self-tuning PID controller based on support vector machines)

考虑一个离散单输入单输出的非线性系统的数学模型可由(1)来描述:

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m)) + \nu. \quad (1)$$

其中: $y \in \mathbb{R}^n$ 为输出, $u \in \mathbb{R}^m$ 为控制输入, $m \leq n$, ν 为扰动项.

基于支持向量机的参数自整定PID控制的框图如图1所示.

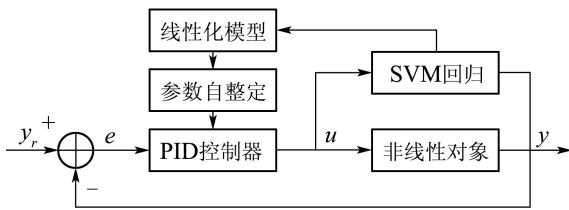


图1 基于SVM的参数自整定PID控制器控制框图

Fig. 1 Diagram of self-tuning PID controller based on SVM

由图1可知该控制结构类似于自适应控制结构. 用一个离线的SVM建立非线性对象的模型, 在每一个采样时刻将SVM模型线性化, PID控制器的参数由非线性对象的SVM模型的瞬时线性化模型在最小化方差意义下得到自整定.

PID控制器的输出 $u(t)$ 可由式(2)表示:

$$u(t) = k_p[e(t) + \frac{1}{k_i} \int e(t)dt + k_d \frac{de(t)}{dt}]. \quad (2)$$

其中: 误差 $e(t) = y_r(t) - y(t)$ 为系统给定输入 $y_r(t)$ 与系统输出 $y(t)$ 的差; k_p , k_i 和 k_d 分别为比例系数、积分时间常数和微分时间常数. 增量式PID控制器的输出可写为

$$\begin{aligned} \Delta u(t) &= u(t) - u(t-1) = \\ &k_p\{[e(t) - e(t-1)] + \frac{T}{2k_i}[e(t) + e(t-1)] + \\ &\frac{k_d}{T}[e(t) - 2e(t-1) + e(t-2)]\}, \end{aligned} \quad (3)$$

其中 T 为采样周期, 重新写式(3):

$$\begin{aligned} \Delta u(t) &= k_0 e(t) + k_1 e(t-1) + k_2 e(t-2) = \\ &E(t)^T K(t), \end{aligned} \quad (4)$$

其中

$$\begin{cases} K(t) = [k_0 \ k_1 \ k_2], \\ E(t) = [e(t) \ e(t-1) \ e(t-2)], \\ k_0 = k_p(1 + \frac{T}{2k_i} + \frac{k_d}{T}), \\ k_1 = -k_p(1 - \frac{T}{2k_i} + \frac{2k_d}{T}), \\ k_2 = \frac{k_p k_d}{T}. \end{cases} \quad (5)$$

2.1 支持向量回归的原理(The principle of support vector regression)

给定训练集 $\{x_k, y_k; k = 1, 2, \dots, N\}$, 其中输入样本为 $x_k \in \mathbb{R}^N$, 输出样本为 $y_k \in \mathbb{R}$, 选择非线性变换 $\Phi(\cdot)$, 将上述训练集从原空间映射到高维特征空间 $\mathbb{F}$, 并在此空间构造最优线性回归函数

$$f(x) = \omega^T \cdot \Phi(x) + b. \quad (6)$$

这样在高维空间的线性回归就对应于低维输入空间的非线性回归. 在Vapnik ε -不敏感损失函数的定义下^[9]

$$|y - f(x)| = \begin{cases} 0, & |y - f(x)| \leq \varepsilon, \\ |y - f(x)| - \varepsilon, & \text{其他}. \end{cases} \quad (7)$$

式(6)的求解转化为下式的最优问题求解:

$$\min_{\omega, b, \xi, \xi^*} J(\omega, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{k=1}^N (\xi_k + \xi_k^*), \quad (8)$$

约束:

$$\begin{cases} y_k - \omega^T \Phi(x_k) - b \leq \varepsilon + \xi_k, \\ \omega^T \Phi(x_k) + b - y_k \leq \varepsilon + \xi_k^*, \\ \xi_k, \xi_k^* \geq 0. \end{cases} \quad (9)$$

其中: ε 为需要近似的精度, ξ_k, ξ_k^* 为处理函数 f 在 ε 精度下不能估计的数据所引入的松弛变量, $C > 0$ 为惩罚参数. 式(8)的求解可以转化为Lagrange对偶问题求解:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*} L(\alpha, \alpha^*) &= \\ &-\frac{1}{2} \sum_{k,l=1}^N (\alpha_k - \alpha_k^*)(\alpha_l - \alpha_l^*) \times K(x_k, x_l) - \\ &\varepsilon \sum_{k=1}^N (\alpha_k + \alpha_k^*) + \sum_{k=1}^N y_k (\alpha_k - \alpha_k^*), \end{aligned} \quad (10)$$

约束:

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^N (\alpha_k - \alpha_k^*) = 0, \\ \alpha_k, \alpha_k^* \in [0, C], \end{cases} \quad (11)$$

其中 α_k, α_k^* 定义为非负的Lagrange乘子, 核函数

$K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l)$ 定义为

$$K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l) = \Phi(\mathbf{x}_k)^T \cdot \Phi(\mathbf{x}_l). \quad (12)$$

因此非线性的SVM求解不用去考虑映射的具体表达形式, 只需要选择合适的核函数. 最后SVM对非线性函数回归的结果为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b. \quad (13)$$

有关支持向量机更详细的内容请参见文献[9].

2.2 支持向量机模型的瞬时线性化形式(Instantaneous linear model of SVM)

由(1)的非线性动力学系统, 令

$$\mathbf{x}(t) = [y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m)]. \quad (14)$$

则由支持向量回归原理获得的(1)的SVM模型可表示为

$$y_{SVM}(t) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}(t), \mathbf{x}_i) + b, \quad (15)$$

其中: N 为支持向量的个数, α, α^* 为非负的Lagrange乘子. 令支持向量 $\mathbf{x}_i$ 为:

$$\mathbf{x}_i = [y_{1\alpha}, \dots, y_{n\alpha}, u_{1\alpha}, \dots, u_{m\alpha}]. \quad (16)$$

瞬时线性化模型就是对SVM模型(15)在每一个采样时刻提取线性模型. 在时刻 $t = \tau$ 时的近似线性化模型 y_{lin} 可以通过线性化当前状态 $\mathbf{x}(t = \tau)$ 的SVM模型(15)获得, 令

$$y_{lin} = B - \sum_{i=1}^n a_i y(t-i) + \sum_{i=1}^m b_i u(t-i), \quad (17)$$

其中 a_i 和 b_i 分别为线性化的输出和输入系数; B 为常数. 当核函数选取RBF核, σ 为核宽度时, 它们分别可由下面的公式来确定:

$$a_i = -\frac{\partial y_{SVM}}{\partial y(t-i)}|_{\mathbf{x}(t)=\mathbf{x}(\tau)} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \sum_{s=1}^n [y(t-s) - y_{s\alpha}]|_{\mathbf{x}(t)=\mathbf{x}(\tau)}, \quad (18)$$

$$b_i = \frac{\partial y_{SVM}}{\partial u(t-i)}|_{\mathbf{x}(t)=\mathbf{x}(\tau)} = -\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \sum_{q=1}^m [u(t-q) - u_{q\alpha}]|_{\mathbf{x}(t)=\mathbf{x}(\tau)}, \quad (19)$$

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{U + V}{2\sigma^2}\right). \quad (20)$$

其中:

$$U = \sum_{s=1}^n [y(t-s) - y_{s\alpha}]^2,$$

$$V = \sum_{q=1}^m [u(t-q) - u_{q\alpha}]^2,$$

$$B = y(\tau) + \sum_{i=1}^n a_i y(\tau-i) - \sum_{i=1}^m b_i u(\tau-i). \quad (21)$$

2.3 基于最小化方差的PID参数整定(PID parameters tuning based on minimum variance)

PID控制器的设计目标就是控制信号 $u(t)$ 能够在 $t+1$ 时刻使系统的输出与设定的输出的差最小. 因此构造目标函数

$$\min_{k_p, k_i, k_d} J = \frac{1}{2} [e^2(t+1) + \mu \Delta u^2(t)], \quad (22)$$

其中 $e(t+1) = y_r(t+1) - y(t+1)$, 上式右边第2项表示对控制信号的变化 $\Delta u(t)$ 的控制, μ 为惩罚系数.

在计算 $e(t+1)$ 时要用到 $t+1$ 时刻的 $y(t+1)$, 可用瞬时线性化模型(17)来替代:

$$\begin{aligned} e(t+1) &= y_r(t+1) - y(t+1) \approx \\ y_r(t+1) - y_{lin}(t+1) &= \\ y_r(t+1) + \sum_{i=1}^n a_i y(t+1-i) - \sum_{i=1}^m b_i u(t+1-i) - B &= \\ [y_r(t+1) + \sum_{i=1}^n a_i y(t+1-i) - \sum_{i=2}^m b_i u(t+1-i) - B] - b_1 u(t) &= \\ H - b_1 \mathbf{E}^T(t) \mathbf{K}(t), \end{aligned} \quad (23)$$

其中令

$$\begin{aligned} H &= y_r(t+1) + \sum_{i=1}^n a_i y(t+1-i) - \\ &\sum_{i=2}^m b_i u(t+1-i) - B. \end{aligned} \quad (24)$$

$\mathbf{E}(t)$ 和 $\mathbf{K}(t)$ 的定义见(5).

令控制器的参数向量 $\mathbf{K}$ 的更新规则为

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{K}(t-1) + \Delta \mathbf{K}(t). \quad (25)$$

将式(4)(23)和(25)代入目标函数(22), 得

$$\begin{aligned} J &= \frac{1}{2} \{ H - b_1 \mathbf{E}^T(t) [\mathbf{K}(t-1) + \Delta \mathbf{K}(t)] \}^2 + \\ &\frac{1}{2} \mu \{ \mathbf{E}^T(t) [\mathbf{K}(t-1) + \Delta \mathbf{K}(t)] \}^2. \end{aligned} \quad (26)$$

上式对 $\Delta \mathbf{K}$ 求导并使之等于0, 可获得 J 最小时 $\Delta \mathbf{K}$ 的变化规则, 从而得到在最小化方差意义下最优的PID控制器的参数.

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta \mathbf{K}} = \mathbf{A}(t) \Delta \mathbf{K}(t) + \mathbf{d}(t), \quad (27)$$

其中:

$$\mathbf{A}(t) = \eta \times$$

$$\begin{bmatrix} e^2(t) & e(t)e(t-1) & e(t)e(t-2) \\ e(t)e(t-1) & e^2(t-1) & e(t-1)e(t-2) \\ e(t)e(t-2) & e(t-1)e(t-2) & e^2(t-2) \end{bmatrix}, \quad (28)$$

$d(t) =$

$$\begin{bmatrix} -b_1 H e(t) + \eta e(t) [E^T(t) K(t-1)] \\ -b_1 H e(t-1) + \eta e(t-1) [E^T(t) K(t-1)] \\ -b_1 H e(t-2) + \eta e(t-2) [E^T(t) K(t-1)] \end{bmatrix}, \quad (29)$$

$$\eta = b_1^2 + \mu. \quad (30)$$

令(27)等于零, 则

$$\Delta K(t) = A^{-1}(t) d(t). \quad (31)$$

由(31)(25)和(5)可计算出PID控制器的参数为:

$$\begin{cases} k_p = \frac{1}{2}(k_0 - k_1 - 3k_2), \\ k_i = \frac{T}{2} \frac{k_0 - k_1 - 3k_2}{k_0 + k_1 + k_2}, \\ k_d = \frac{2Tk_2}{k_0 - k_1 - 3k_2}. \end{cases} \quad (32)$$

由(32)得到的PID参数有可能出现负值, 在实际应用中, 要求PID参数为非负值, 因此根据(32)可以确定PID参数的取值范围及约束条件如下:

- 1) $k_p > 0$,
 $-\Delta k_0(t) - \Delta k_1(t) - 3\Delta k_2(t) <$
 $k_0(t-1) - k_1(t-1) - 3k_2(t-1),$
- 2) $k_i > 0$,
 $\Delta k_0(t) + \Delta k_1(t) + \Delta k_2(t) >$
 $-[k_0(t-1) + k_1(t-1) + k_2(t-1)],$
- 3) $k_d > 0$,
 $k_2(t-1) + \Delta k_2(t) > 0.$

这时目标函数仍然为(22)表示的二次函数, 在上述线性不等式的约束之下, 利用二次规划的方法同样可以求取最优的PID控制器参数。

3 PID参数整定方法的改进及整定步骤(Improvement of parameter tuning method and procedure)

由于实际系统中测量噪声和建模误差的存在, 上面提出的PID参数在线自整定方法可能达不到理想的系统响应, 因此对上述方法做如下的改进:

3.1 一阶滤波器(First order filter)

为了避免控制器参数的振荡, 给控制器参数增加平滑滤波器, 该滤波器为一阶滤波器, 可以平滑参数的改变, 其表达式如下:

$$\Delta K_f(t) = \gamma \Delta K_f(t-1) + (1-\gamma) \Delta K(t). \quad (33)$$

即式(25)可改为:

$$K(t) = K(t-1) + \Delta K_f(t). \quad (34)$$

其中 γ 为平滑系数, 取值在0和1之间。

3.2 控制器参数更新标准(Parameter updating criterion)

PID控制器的参数是通过自适应的方式在线自整定的, 当系统的实际输出与系统给定接近时, 控制器的参数仍然需要计算和更新, 这将增加计算负担并使系统的行为更易受到噪声的影响. 因此构造误差性能标准:

$$S(t) = \frac{1}{w} \sum_{i=t-w+1}^t [y_r(t) - y(t)]^2. \quad (35)$$

其中 $S(t)$ 定义为当前控制性能, w 为从 $t-w+1$ 到当前时刻 t 的时间窗的长度, (35)计算了移动的时间窗内系统的均方差. 设定当 $S(t) \leq \varepsilon_T$ 时, 当前时刻的控制器参数不用更新, 反之, 当 $S(t) > \varepsilon_T$ 时, 更新当前的参数. ε_T 为阈值, 可以依据系统的稳态数据或经验设定。

3.3 惩罚系数 μ 的调整(Adjustment of penalty factor)

由最小化方差法得到的PID控制参数严格意义上讲并不是最优的, 因为在(23)中用系统的瞬时线性化模型 $y_{lin}(t+1)$ 替代了系统的实际输出 $y(t+1)$, 所获得的参数仅在当前状态的邻域内有效. 式(22)中的惩罚系数 μ 可以用来调整控制器的行为, 使目标函数更接近于真实值. 定义近似偏差 ζ 为

$$\zeta = |y_{SVM}(t+1) - y_{lin}(t+1)|. \quad (36)$$

针对不同的偏差 ζ , 惩罚参数 μ 将按照如下的规则进行调整:

- 1) 当 $\zeta > \zeta_2$ 时, $\mu(t+1) = \frac{1}{2}\mu(t)$;
- 2) 当 $\zeta < \zeta_1$ 时, $\mu(t+1) = 2\mu(t)$;
- 3) 当 $\zeta \in [\zeta_1, \zeta_2]$ 时, $\mu(t+1) = \mu(t)$;

即当偏差 ζ 较大时, 通过减小惩罚系数 μ 来抑制控制行为; 当偏差 ζ 较小时, 通过增大惩罚系数 μ 来激励控制行为; 当偏差 ζ 在合理的范围内时, 惩罚系数 μ 不发生改变。

3.4 PID控制器参数在线自整定的步骤(Procedure of PID parameter self-tuning)

本文提出的PID参数自整定的方法由两部分构成: 首先采用支持向量机辨识非线性系统的输入/输出关系, 基于SVM的非线性系统模型用来预测系统在设定工作点的输出; 第2部分为基于SVM瞬时线性化模型的控制器参数整定, 同时为了使获得的控制器参数更加符合实际应用的需要, 提出了相应的

改进的方法. 具体的整定步骤如下:

Step 1 根据输入/输出数据训练非线性系统的SVM模型, 并设 $k = 1$;

Step 2 在当前采样时刻 k , 计算控制性能 S (公式35), 决定控制器的参数是否需要更新. 如果当前的性能值 S 小于设定的阈值 ε_T , 则PID参数保持不变, 转到Step 7; 否则更新控制器参数, 转到Step 3;

Step 3 提取当前输入/输出对的线性化模型(18)~(21);

Step 4 根据瞬时线性化模型, 用(25) (31)和(32)更新控制器参数;

Step 5 计算线性化模型的近似偏差 ζ , 当惩罚系数 μ 需要调整时, 转到Step 4重新计算控制器的参数; 否则转到Step 6;

Step 6 使用一阶滤波器, 根据(33)(34)改变控制器的参数;

Step 7 根据当前的PID控制器的参数, 计算新的控制量, 置 $k = k + 1$, 重复Step 2至Step 7.

4 仿真实验(Simulation experiments)

算例 1 设有如下非线性系统^[14]:

$$y(k+1) = \frac{6y(k)}{[1+y(k)]^2} + u(k) + 0.3u(k-1) + \nu. \quad (37)$$

采用本文提出的基于SVM的参数自整定PID控制器控制系统(37)跟踪参考输入信号, 噪声干扰 ν 为方差为0.01, 均值为0的高斯信号. 在本例中共获取100组输入/输出数据, 其中80组用于训练, 20组用于测试. 支持向量机回归的损失函数为 ε 不敏感损失函数, 核函数选取RBF核, 核函数宽度 σ 取0.2, 惩罚参数 C 取100, 误差精度 ε 取0.01. 仿真结果如图2所示. 图2(a)、图2(b)为跟踪幅值为 ± 1 的方波的系统输出信号和误差信号. 图2(c)为PID控制器的输出信号, 图2(d)为控制器参数 k_p , k_i 和 k_d 的变化情况.

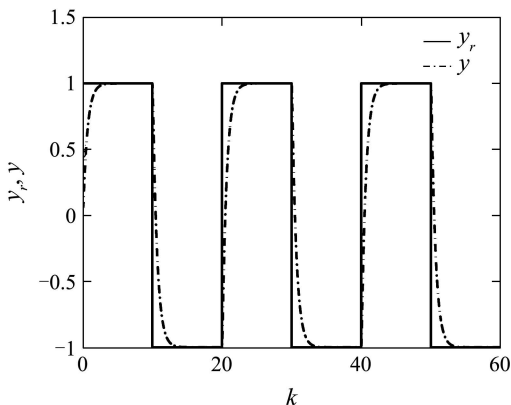


图 2(a) 系统输出信号 y 和参考输入信号 y_r

Fig. 2(a) System output y and reference input y_r

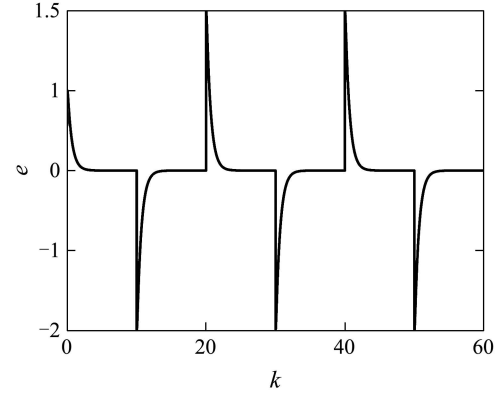


图 2(b) 跟踪误差信号 e

Fig. 2(b) Position tracking error e

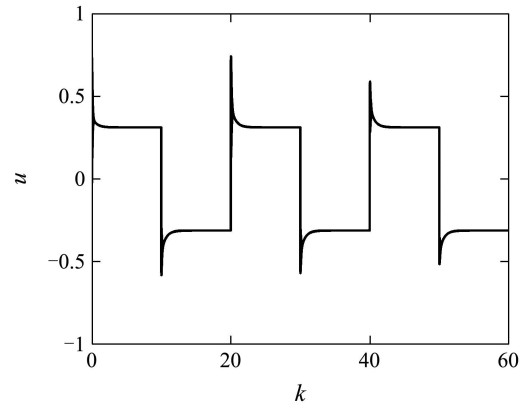


图 2(c) 控制输入信号 u

Fig. 2(c) Control input u

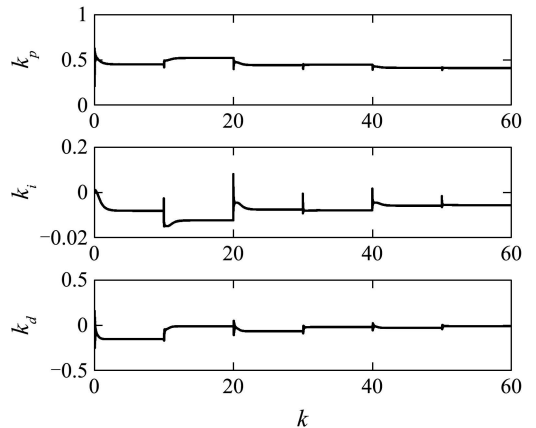


图 2(d) 控制器参数的自整定过程

Fig. 2(d) Three parameters self-tuning of controller

从仿真结果可以看出, 基于SVM的PID控制器可以很好的控制非线性系统跟踪参考输入信号的变化, 并且在有测量噪声的情况下, 可以很好的完成对非线性系统的控制.

算例 2 设有如下非线性系统^[15]:

$$y(k+1) = \frac{y(k)}{[1+y(k)]^2} + u^3(k) + \nu. \quad (38)$$

本例同样是用PID控制器控制非线性系统(38)跟踪参考输入信号: 幅值为 ± 1 的方波输入信号. 噪声信号 ν 仍然取为方差为0.01, 均值为0的高斯信号.

获取120组输入/输出数据, 其中100组用于训练, 20组用于测试, 用SVM建立非线性系统输入/输出非线性关系, 支持向量机回归的损失函数取 ε 不敏感损失函数, 核函数选取RBF核, 核函数宽度 σ 取0.2, 惩罚参数 C 取100, 误差精度 ε 取0.01. 仿真结果如图3所示. 图3(a)、图3(b)分别为系统的输出信号和误差信号. 图3(c)为PID控制器的输出信号, 图3(d)为控制器参数 k_p , k_i 和 k_d 的变化情况.

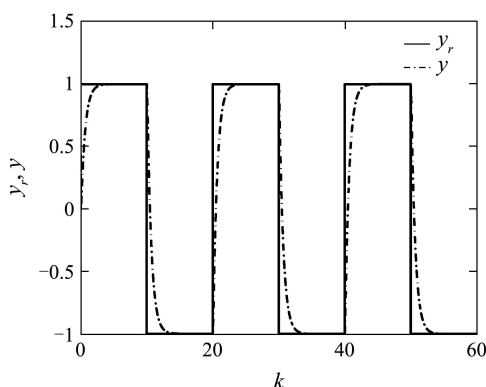


图 3(a) 系统输出信号 y 和参考输入信号 y_r

Fig. 3(a) System output y and reference input y_r

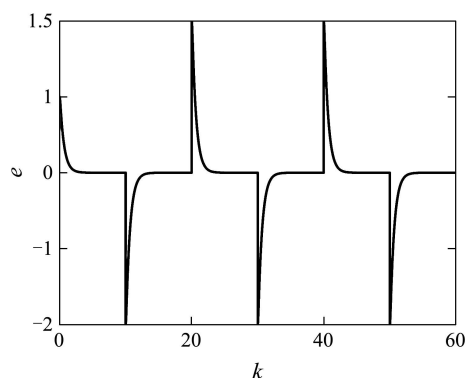


图 3(b) 跟踪误差信号 e

Fig. 3(b) Position tracking error e

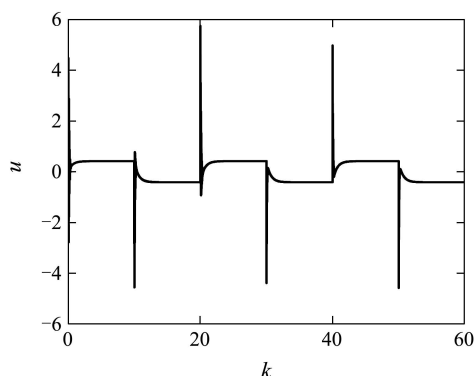


图 3(c) 控制输入信号 u

Fig. 3(c) Control input u

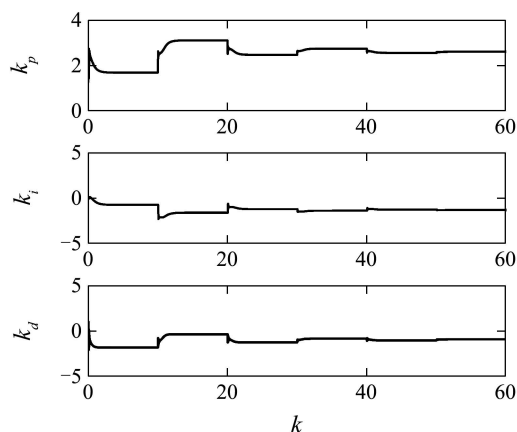


图 3(d) 控制器参数的自整定过程

Fig. 3(d) Three parameters self-tuning of controller

从仿真结果可以看出, 基于SVM的PID控制器可以很好的控制非线性系统跟踪参考输入信号的变化, 当系统包含对控制输入 u 较强的非线性时, 仍然可以很好的完成对非线性系统的控制.

5 结论(Conclusions)

本文利用支持向量机良好的非线性函数逼近能力以及最小化方差的原理, 提出了基于参数自整定PID控制器的非线性系统控制新方法. 通过对两个典型非线性系统的仿真实验表明, 该方法对于系统跟踪参考输入、减少由未知干扰引起的系统输出变化的控制是有效的. 通过仿真研究, 可以得到以下结论:

- 1) 该方法将非线性系统的控制问题转化为线性系统的控制问题, 减小了计算的复杂性;
- 2) 支持向量机良好的非线性近似能力可以应用于非线性控制系统的设计中;
- 3) 线性化模型仅在较窄的区域有效; 测量误差及建模误差会对线性化模型的应用带来影响, 模型线性化方法存在的问题可以通过增加滤波器、设置参数更新条件及调整惩罚系数等措施来克服. 因此, 基于支持向量机的参数自整定PID控制器的控制方案是可行的, 并且可以应用到实际的工业控制场合中.

参考文献(References):

- [1] SENG T L, KHALID M B, YUSOF R. Tuning of a neuro-fuzzy controller by genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 1999, 29(2): 226 – 236.
- [2] YUSOF R, OMATU S, KHALID M B. Self-tuning PID control: A multivariable derivation and application[J]. *Automatica*, 1994, 30(12): 1975 – 1981.
- [3] GAWTHROP P J. Self-tuning PID controller: algorithm and implementation[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1986, 31(3): 201 – 209.
- [4] TSAY D L, CHUNG H Y, LEE C J. The adaptive control of nonlinear systems using the Sugeno-type of fuzzy logic[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1999, 7(2): 225 – 229.

- [5] CHEN C T, PENG S T. Intelligent process control using neural fuzzy techniques[J]. *Journal of Process Control*, 1999, 9(6): 493 – 503.
- [6] CHANGA W D, HWANGB R C, HSIEHA J G. A self-tuning PID control for a class of nonlinear systems based on the Lyapunov approach[J]. *Journal of Process Control*, 2002, 12(2): 233 – 242.
- [7] 孟安波, 叶鲁卿, 殷豪. 遗传算法在水电机组调速器PID参数优化中的应用[J]. *控制理论与应用*, 2004, 21(3): 398 – 404.
(MENG Anbo, YE Luqi, YIN Hao. Application of genetic algorithm in adaptive governor with variable PID parameters[J]. *Control Theory & Applications*, 2004, 21(3): 398 – 404.)
- [8] 孙富春, 李莉, 孙增圻. 非线性系统神经网络自适应控制的发展现状及展望[J]. *控制理论与应用*, 2005, 22(2): 254 – 260.
(SUN Fuchun, LI Li, SUN Zengqi. Survey on adaptive control of nonlinear systems using neural networks[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(2): 254 – 260.)
- [9] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]// *Essays in Control*. New York, American: Springer-Verlag, 1999.
- [10] 张学工. 关于统计学习理论和支持向量机[J]. *自动化学报*, 2000, 26(1): 32 – 42.
(ZHANG Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(1): 32 – 42.)
- [11] LIN C T, YEH C M, LIANG S F, et al. Support-vector-based fuzzy neural network for pattern classification[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2006, 14(1): 31 – 41.
- [12] 刘涵, 刘丁. 基于模糊sigmoid核的支持向量回归建模[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(2): 204 – 208.
(LIU Han, LIU Ding. Support vector regression based on fuzzy sigmoid kernel[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(2): 204 – 208.)
- [13] 刘涵, 刘丁, 任海鹏. 基于最小二乘支持向量机的混沌控制[J]. *物理学报*, 2005, 54(9): 4019 – 4025.
(LIU Han, LIU Ding, REN Haipeng. Chaos Control based on least square support vector machines[J]. *Acta Physica Sinica*, 2005, 54(9): 4019 – 4025.)
- [14] 马晓敏. 基于神经网络的动态系统逆模型辨识及闭环控制[J]. *控制理论与应用*, 1997, 14(6): 829 – 836.
(MA Xiaomin. Inverse identification and closed-loop control of dynamic systems using neural networks[J]. *Control Theory & Applications*, 1997, 14(6): 829 – 836.)
- [15] HUNT K J, SBARBARO D. Neural networks for nonlinear internal mode control[J]. *IEEE Proceedings: Control Theory and Applications*, 1991, 138(5): 431 – 438.

作者简介:

刘 涵 (1972—), 男, 工学博士, 副教授, 研究方向为复杂系统建模与控制、机器学习、智能信息处理等, E-mail: liuhan@xaut.edu.cn;

刘 丁 (1957—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能控制、复杂系统建模等, E-mail: liud@xaut.edu.cn.

(上接第467页)

- [15] XIE L. Output feedback H_∞ control of systems with parameter uncertainty[J]. *International Journal of Control*, 1996, 63(4): 741 – 750.
- [16] ZHANG L Q, LAMS J, XU S Y. On positive realness of descriptor systems[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems-I: Fundamental Theory and Applications*, 2002, 49(3): 401 – 407.
- [16] ZHANG G M, JIA Y M. New results on discrete-time bounded real lemma for singular systems: strict matrix inequality conditions[C] // *Proceedings of the American Control Conference*. Anchorage: [s.n.], 2002: 634 – 638.

作者简介:

李 琴 (1981—), 女, 博士研究生, 从事耗散控制、无源控制等研究, E-mail: qinli0412@163.com;

靖 新 (1963—), 女, 教授, 主要从事广义系统正实控制和系统建模研究, E-mail: jingxinsy@yahoo.com.cn;

张庆灵 (1956—), 男, 教授, 博士生导师, 从事广义系统、鲁棒控制、分散控制等研究, E-mail: qlzhang@mail.neu.edu.cn;

衣 娜 (1979—), 女, 博士研究生, 从事广义系统、鲁棒控制等研究, E-mail: yina.111@163.com.