

基于神经网络非线性系统辨识和控制的研究*

任雪梅 高为炳

(北京航空航天大学第七研究室·北京, 100083)

摘要: 本文提出了由静态的前馈网络和稳定的滤波器构成的非线性系统的辨识模型. 在神经网络固有的逼近误差存在的情况下, 从理论上讨论了神经网络应用于辨识和控制过程中系统的稳定性问题. 最后研究了在非线性系统的轨迹跟踪过程中增加滑动控制来补偿神经网络的逼近误差, 从而提高系统的跟踪性能.

关键词: 神经网络; 非线性系统; 辨识; 滑动控制

1 引言

动态系统的建模、辨识和控制问题是控制理论中十分活跃的研究领域之一. 从1960年以来, 人们已经开始研究具有未知参数的线性时不变系统的控制问题, 直至近十年, 稳定的自适应控制理论才建立. 由于非线性系统的情况复杂, 自适应的非线性控制在反馈线性化的基础上才得以发展, 且研究的对象通常为对象的参数不确定以线性方式出现的情形.

由于人工神经网络本身所具有的特性在处理对象模型未知问题中具有引人注目的优越性, 因此它可以通过学习来对非线性系统进行辨识和控制^[1,2]. 在对神经网络进行训练的过程中, 一般采用的方法是反向传播算法, 而反向传播算法的实质就是梯度下降法, 此算法很难保证闭环系统的稳定性. 本文的目的在于基于稳定性的原理, 从理论上探讨当网络逼近误差存在时, 应用神经网络对非线性系统的辨识和控制过程中系统的稳定性问题, 并且提出了应用滑动控制来补偿网络所固有的逼近误差以便提高系统的跟踪性能.

2 网络逼近

本文主要考虑下列非线性系统的辨识问题

$$\dot{x} = f(x(t)) + g(x(t))u, \quad x(0) = x_0. \quad (2.1)$$

其中 $x \in B_x \subset \mathbb{R}^n$, $u \in B_u \subset \mathbb{R}$, 函数 $f, g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ 为连续未知函数且满足下列假设:

- 1) 对系统(2.1)来说, 所有状态均可测量.
- 2) 输入 $u \in B_u$ 和状态 $x(t) \in B_x$ 都有界.
- 3) 函数 $f(x)$ 和 $g(x)$ 为连续函数且满足局部 Lipschitz 条件.

理论上已经证明, 选择适当的网络拓扑结构和连接权值, 神经网络^[3,4](多层前馈网络和高斯网络)可以逼近任意给定的非线性连续映射. 由于全局逼近性的证明并非构造的, 因此确定一个最佳的网络结构并非容易的事情, 对于一个非线性映射完全精确地用网络

* 国家自然科学基金资助项目.

本文于1994年1月27日收到. 1994年5月18日收到修改稿.

实现尚存在一些非常棘手的问题. 为此先定义一个“最优”未知的加权值, 通过学习可以估计得到.

4) 任给的有界逼近误差 ε_f 和 ε_g , 对于连续函数 $f, g: B_x \rightarrow R^n$ (B_x 为紧集) 必存在含有最优参数 θ_f^*, θ_g^* 的神经网络 $\hat{f}(x, \theta_f^*)$ 和 $\hat{g}(x, \theta_g^*)$ (加权总数分别为 n_f 和 n_g) 使得下式成立

$$\max_{x \in B_x} \|f(x) - \hat{f}(x, \theta_f^*)\| \leq \varepsilon_f, \quad (2.2)$$

$$\max_{x \in B_x} \|g(x) - \hat{g}(x, \theta_g^*)\| \leq \varepsilon_g. \quad (2.3)$$

设 Δf 和 Δg 分别为函数 $f(x)$ 和 $g(x)$ 本身所固有的网络逼近误差, 即

$$\Delta f = f(x) - \hat{f}(x, \theta_f^*), \quad (2.4)$$

$$\Delta g = g(x) - \hat{g}(x, \theta_g^*). \quad (2.5)$$

由假设 4 可知

$$\max_{x \in B_x} \|\Delta f\| \leq \varepsilon_f, \quad \max_{x \in B_x} \|\Delta g\| \leq \varepsilon_g.$$

最优加权值 θ_f^* 和 θ_g^* 是时变参数 θ_f 和 θ_g 通过学习而得到的, 由 θ_f 和 θ_g 而得到的网络逼近为 $\hat{f}(x, \theta_f)$ 和 $\hat{g}(x, \theta_g)$, 因此

$$f(x) - \hat{f}(x, \theta_f) = \Delta f + \hat{f}(x, \theta_f^*) - \hat{f}(x, \theta_f), \quad (2.6)$$

$$g(x) - \hat{g}(x, \theta_g) = \Delta g + \hat{g}(x, \theta_g^*) - \hat{g}(x, \theta_g). \quad (2.7)$$

考虑 $\hat{f}(x, \theta_f)$ 和 $\hat{g}(x, \theta_g)$ 在点 (x, θ_f^*) 和 (x, θ_g^*) 的泰勒展开, 所以

$$\hat{f}(x, \theta_f^*) - \hat{f}(x, \theta_f) = \frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \varphi_f + \hat{f}_0(x, \theta_f), \quad (2.8)$$

$$\hat{g}(x, \theta_g^*) - \hat{g}(x, \theta_g) = \frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} \varphi_g + \hat{g}_0(x, \theta_g), \quad (2.9)$$

其中 $\varphi_f = \theta_f^* - \theta_f$, $\varphi_g = \theta_g^* - \theta_g$ 是网络加权估计误差, 函数 $\hat{f}_0(x, \theta_f)$ 和 $\hat{g}_0(x, \theta_g)$ 代表 $\hat{f}(x, \theta_f)$ 和 $\hat{g}(x, \theta_g)$ 展开的高次项且满足

$$\|\hat{f}_0(x, \theta_f)\| \leq \delta_f(x, \varphi_f) \|\varphi_f\|, \quad (2.10)$$

$$\|\hat{g}_0(x, \theta_g)\| \leq \delta_g(x, \varphi_g) \|\varphi_g\|. \quad (2.11)$$

其中 $\lim_{\varphi_f \rightarrow 0} \delta_f(x, \varphi_f) = \lim_{\varphi_g \rightarrow 0} \delta_g(x, \varphi_g) = 0$, 如果神经网络是 RBF 网, 则 $\hat{f}_0(x, \theta_f) = \hat{g}_0(x, \theta_g) = 0$.

3 系统辨识

现在考虑如何构造动态神经网络来模型非线性系统 (2.1). 为此, 系统 (2.1) 可写为

$$\begin{aligned} \dot{x} = & -\alpha x + \alpha x + \hat{f}(x, \theta_f^*) + \hat{g}(x, \theta_g^*)u + [f(x) - \hat{f}(x, \theta_f^*)] \\ & + [g(x) - \hat{g}(x, \theta_g^*)]u. \end{aligned} \quad (3.1)$$

其中 $\alpha > 0$. 考虑下列辨识模型

$$\dot{x} = -\alpha x + \alpha x + \hat{f}(x, \theta_f) + \hat{g}(x, \theta_g)u. \quad (3.2)$$

其中 $\theta_f \in R^{n_f}$, $\theta_g \in R^{n_g}$, n_f, n_g 分别为静态神经网络 $\hat{f}(x, \theta_f)$ 和 $\hat{g}(x, \theta_g)$ 的加权总数, $\hat{x}$ 为辨识模型的输出, 于是辨识模型 (3.2) 的方块图如图 1.

2期

由(3.1)和(3.2)可得辨识误差 $e_z = x - \hat{x}$ 满足下列方程

$$\dot{e}_z = -\alpha e_z + \frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \varphi_f + \frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} \varphi_g u + d'. \quad (3.3)$$

其中 $d' = \Delta f + \Delta g u + \hat{f}_0(x, \theta_f) + \hat{g}_0(x, \theta_g)u, \varphi_f$ 和 φ_g 的自适应调节规律为

$$\dot{\varphi}_f = -\eta_f \left[\frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \right]^T e_z, \quad (3.4)$$

$$\dot{\varphi}_g = -\eta_g \left[\frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} u \right]^T e_z. \quad (3.5)$$

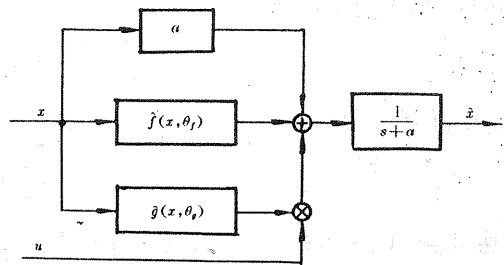


图1 系统(2.1)的辨识模型

其中 $\eta_f > 0, \eta_g > 0$ 为自适应调节速率,且 $\left\| \frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \right\|$ 和 $\left\| \frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} \right\|$ 有界,于是有

定理1 考虑辨识误差方程(3.3)($d' = 0$), φ_f 和 φ_g 的自适应调节规律为(3.4)和(3.5),则对于任意有界的初始条件, $e_z(t)$ 渐近收敛到零.

证 构造下列的准 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2} e_z^T e_z + \frac{1}{2\eta_f} \varphi_f^T \varphi_f + \frac{1}{2\eta_g} \varphi_g^T \varphi_g. \quad (3.6)$$

由(3.3),(3.4)和(3.5)可知

$$\frac{d}{dt} V = -\alpha e_z^T e_z \leq 0. \quad (3.7)$$

于是对于任意有界的初始条件 $e_z(0), \varphi_f(0), \varphi_g(0)$, 可知 e_z, φ_f 和 φ_g 也是有界. 由于 $\dot{e}_z$ 有界, $\dot{V}(t)$ 是一致连续, 根据 Barbalat Lemma^[5] 可知, $\lim_{t \rightarrow \infty} \dot{V}(t) = 0$, 所以 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|e_z(t)\| = 0$.

证毕.

由定理1, (3.4)和(3.5)可知: $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\dot{\varphi}_f\| \rightarrow 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \|\dot{\varphi}_g\| \rightarrow 0$. 很容易知道, 如果 $z(t) = \left[\frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \quad \frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} u \right]$ 是充分激励的, 有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\varphi_f\| \rightarrow 0$ 和 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\varphi_g\| \rightarrow 0$ 成立.

下面考虑 $d' \neq 0$ 的情况, 由于 d' 是一致有界, 由[6]可得下列定理.

定理2 考虑辨识误差方程(3.3), φ_f, φ_g 的自适应调节规律为(3.4)和(3.5), 如果 $z(t) = \left[\frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \quad \frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} u \right]$ 是充分激励, 则该系统的辨识误差 e_z 和可调参数 φ_f, φ_g 都是一致有界.

4 控制

考虑下列非线性系统

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u. \quad (4.1)$$

其中 $u \in \mathbb{R}, x \in \mathbb{R}, f, g$ 是未知的连续非线性函数. 控制的目的使系统的输出 x 跟踪下列参考模型的输出 x_m

$$\dot{x}_m = -a_m x_m + b_m r. \quad (4.2)$$

其中 $a_m > 0, b_m > 0$ 为定常数, r 为有界的参考输入. 很明显, 如果 $f(x), g(x)$ 已知且 $g(x) \neq 0$, 则下列的控制

$$u = \frac{1}{g(x)} [-a_m x + b_m r - f(x)] \quad (4.3)$$

可达到渐近跟踪的目的. 由于 $f(x)$ 和 $g(x)$ 是未知的, 故我们可以用神经网络 $\hat{f}(x, \theta_f)$ 和 $\hat{g}(x, \theta_g)$ 来代替 $f(x)$ 和 $g(x)$. 且假设 θ_g , 使 $\hat{g}(x, \theta_g) \neq 0$, 于是 (4.1) 的控制规律为

$$u = \frac{1}{\hat{g}(x, \theta_g)} [-a_m x + b_m r - \hat{f}(x, \theta_f)]. \quad (4.4)$$

把 (4.4) 代入 (4.1), 令 $e = x - x_m$, 则得下列的误差方程

$$\dot{e} = -a_m e + \frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \varphi_f + \frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} \varphi_g u + d'. \quad (4.5)$$

其中 $d' = \Delta f + \hat{f}_0(x, \theta_f) + [\Delta g + \hat{g}_0(x, \theta_g)]u$. (4.5) 相似于辨识误差方程 (3.3), 关于跟踪误差 e 的稳定性讨论参看第三节. 为了补偿 d' 的存在减小跟踪误差 e 的大小, 于是在控制规律 (4.4) 的基础上增加滑动项, 即

$$u = \frac{1}{\hat{g}(x, \theta_g)} [u_s - a_m x + b_m r - \hat{f}(x, \theta_f)]. \quad (4.6)$$

其中滑动项 u_s 为

$$u_s = -\bar{k}(x, t) \text{sat}\left(\frac{e}{\varphi}\right), \quad (4.7)$$

$\bar{k}(x, t)$ 与状态 x 有关, φ 为边界层厚度, $\text{sat}(\cdot)$ 定义为

$$\text{sat}(r) = \begin{cases} 1, & r \geq 1, \\ r, & -1 < r < 1, \\ -1, & r \leq -1. \end{cases} \quad (4.8)$$

(4.6) 代入 (4.1) 和 (4.2) 联立则得下列的误差方程

$$\dot{e} = -\bar{k}(x, t) \text{sat}\left(\frac{e}{\varphi}\right) \frac{g}{\hat{g}} - a_m e + \frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \varphi_f + \frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} \varphi_g \frac{(-a_m x + b_m r - \hat{f})}{\hat{g}} + d. \quad (4.9)$$

其中 $d = \Delta f + \hat{f}_0(x, \theta_f) + [\Delta g + \hat{g}_0(x, \theta_g)] \frac{(-a_m x + b_m r - \hat{f})}{\hat{g}}$.

为了求得具体边界层 φ 的大小, 必须对系统 (4.1) 作如下假设

1) $g(x)$ 是正的, 即对于所有 x , 有 $0 < g_l(x) \leq g(x) \leq g_h(x)$ 成立, 且 $g_l(x)$ 和 $g_h(x)$ 为已知.

2) 对于所有 x , 有 $|f(x)| \leq f_h(x)$, 且 $f_h(x)$ 已知. φ_f 和 φ_g 的自适应调节规律为

$$\dot{\varphi}_f = -\eta_f \left[\frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \right]^T e_J, \quad (4.10)$$

$$\dot{\varphi}_g = -\eta_g \left[\frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} \right]^T \frac{(-a_m x + b_m r - \hat{f})}{\hat{g}} e_J. \quad (4.11)$$

其中 $\eta_f > 0, \eta_g > 0, e_J = e - \varphi \text{sat}\left(\frac{e}{\varphi}\right)$, 当 $|e| < \varphi$ 时, 有 $e_J = 0$ 成立.

定理 3 考虑误差方程 (4.9), φ_f, φ_g 的调节规律为 (4.10) 和 (4.11), 则对于任意有界的初始条件, 系统跟踪误差 e 渐近收敛到边界层 φ 内, 即: $\lim_{t \rightarrow \infty} e_J = 0$.

证 定义下列准 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2} e_J^2 + \frac{1}{2\eta_f} \varphi_f^T \varphi_f + \frac{1}{2\eta_g} \varphi_g^T \varphi_g. \quad (4.12)$$

容易证明当 $|e| \leq \varphi$ 时, 有 $\dot{V} = 0$. 下面考虑 $|e| > \varphi$ 的情况, 由于 $e_J = e - \varphi \text{sgn}(e_J)$, $\dot{e}_J =$

2 期

$\dot{e} - \dot{\varphi} \operatorname{sgn}(e_3)$, 则

$$\dot{V} = \dot{v}_1 + \dot{v}_2 + \dot{v}_3 - a_m e_3^2. \quad (4.13)$$

其中

$$\dot{v}_1 = \varphi_f^T \left[\left[\frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \right]^T e_3 + \frac{1}{\eta_f} \dot{\varphi}_f \right], \quad (4.14)$$

$$\dot{v}_2 = \varphi_g^T \left[\left[\frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} \right]^T \frac{(-a_m x + b_m r - \hat{f})}{\hat{g}} e_3 + \frac{1}{\eta_g} \dot{\varphi}_g \right], \quad (4.15)$$

$$\dot{v}_3 = d(t) e_3 - (\dot{\varphi} + (\bar{k} \frac{g}{\hat{g}} + a_m \varphi)) |e_3|. \quad (4.16)$$

由(4.10)和(4.11)得: $\dot{v}_1 = \dot{v}_2 = 0$, 下面考虑选择怎样的 $\bar{k}$, 使 $\dot{v}_3 \leq 0$. 不妨设 φ 为定常值, 定义

$$k(x, t) = \mu + \varepsilon_f + \delta_f(x, \varphi_f) \|\varphi_f\| + \frac{[\varepsilon_g + \delta_g(x, \varphi_g) \|\varphi_g\|]}{g_i(x)} [|a_m x - b_m r + \hat{f}|]. \quad (4.17)$$

其中 $\mu > 0$, 则 $k(x, t) \geq |d(t)| + \mu$, 所以取

$$\bar{k}(x, t) = \max(0, (k(x, t) - a_m \varphi) \frac{\hat{g}}{g_i(x)}), \quad (4.18)$$

有 $\dot{v}_3 \leq -\mu |e_3|$ 成立. 因此(4.13)可变为

$$\dot{V} \leq -\mu |e_3| - a_m e_3^2 \leq 0. \quad (4.19)$$

于是对于任意有界的初始条件 $e_3(0)$, $\varphi_f(0)$ 和 $\varphi_g(0)$, 可知 e_3 , φ_f 和 φ_g 都是有界. 因为 $\dot{e}_3$ 有界, $\dot{V}(t)$ 是一致连续, 根据 Barbalat lemma^[5] 得, 有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \dot{V}(t) = 0$, 即 $\lim_{t \rightarrow \infty} e_3(t) = 0$.

证毕.

下面简单讨论边界层 φ 的大小. 由(4.7)知, 如果 $\bar{k}(x, t) = 0$, 则滑动控制关闭. 根据(4.18), 我们可以得到一个保守的边界层 φ

$$\varphi_{\text{con}} = \frac{k_n}{a_m}. \quad (4.20)$$

其中 k_n 是 $k(x, t)$ 的上界.

记 $v/2\pi$ 是系统未建模动态没有被激励所允许存在的最大频率, 由[1]可知, 我们可以得到一个较小的边界层

$$\varphi_{\min} = \frac{1}{v} \left\{ \varepsilon_f + \delta_f(x, \varphi_f) \|\varphi_f\| + \mu + \frac{1}{g_i} [\varepsilon_g + \delta_g(x, \varphi_g) \|\varphi_g\|] \cdot [a_m \max |x_m| + b_m \max |r| + \hat{f}_d] \right\}. \quad (4.21)$$

其中 $\hat{f}_d$ 是 $|\hat{f}(x_m)|$ 的上界, g_i 是 $g_i(x)$ 的下界. 关于边界层的详细讨论请参看[1].

5 仿真结果

考虑下列非线性系统

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u, \quad (5.1)$$

$$f(x) = \cos 4x^2, \quad g(x) = 1.02 + \sin 7x.$$

很明显 $g_i = 0.02$, $g_n = 2.02$, $f_n = 1$, 系统(5.1)的输出 x 跟踪下列参考模型的输出 x_m

$$\dot{x}_m = -1.5x_m + 3.5r. \quad (5.2)$$

其中 $r = 1$, 初始状态 $x_m(0) = -0.6$.

仿真 1 无滑动控制

$f(x), g(x)$ 分别用两个三层前馈网络 $\hat{f}(x, \theta_f)$ 和 $\hat{g}(x, \theta_g)$ 来逼近, 网络加权的初始值在 $(-0.5, 0.5)$ 之间. 系统的采样时间 $T = 0.01$ 秒, 初始状态 $x(0) = 0$. θ_f, θ_g 的调节规律为

$$\dot{\theta}_f = 4 \left[\frac{\partial \hat{f}}{\partial \theta_f} \right]^T e, \quad (5.3)$$

$$\dot{\theta}_g = 6 \left[\frac{\partial \hat{g}}{\partial \theta_g} \right]^T \frac{1}{g} [-1.5x + 3.5 - \hat{f}]e. \quad (5.4)$$

其中 $e = x - x_m$. 系统的控制规律为

$$u = \frac{1}{g} [-1.5x + 3.5 - \hat{f}]. \quad (5.5)$$

系统跟踪误差 e 的曲线如图 2 所示.

仿真 2 有滑动控制

$f(x), g(x)$ 的逼近网络及其初始加权的选取和仿真 1 相同, 设网络的逼近误差 $\varepsilon_f = \varepsilon_g = 0.001$, 系统的采样时间 $T = 0.01$ 秒, 初始状态 $x(0) = 0$, 边界层 $\varphi = 0.05$, $\bar{K} = 2.425$, $\eta_f = 4, \eta_g = 6$. 加权的调节规律为 (4.10) 和 (4.11), 系统的控制规律为 (4.6), 图 3 表示应用滑动控制时系统的跟踪误差曲线.

从图 2 和图 3 可以看出, 利用滑动控制不但能减小系统的跟踪误差, 而且也能大大地减小系统的跟踪时间, 从而能更好地提高系统的跟踪性能.

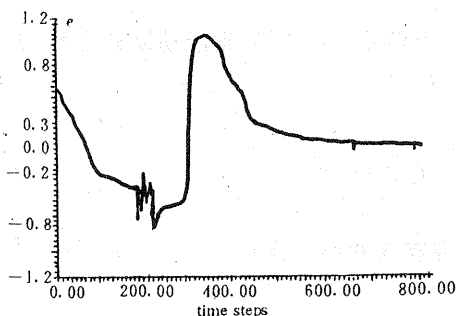


图 2 无滑动控制时系统跟踪误差曲线

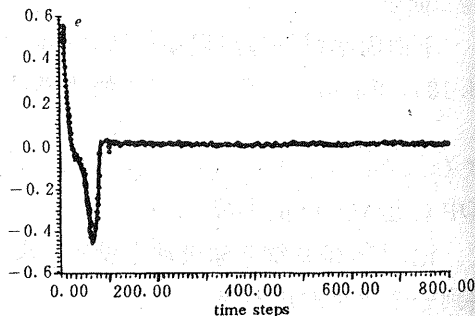


图 3 有滑动控制时系统跟踪误差曲线

6 结 语

本文从理论上研究了神经网络用于辨识和控制过程中系统的稳定性问题. 在非线性系统的期望轨迹跟踪过程中, 提出了用滑动控制来补偿神经网络的固有逼近误差, 仿真结果进一步表明了利用滑动控制能减小系统的跟踪误差和跟踪时间.

参 考 文 献

- [1] Hancock, E. T. and Fallside, F.. Stable Control of Nonlinear Systems Using Neural Networks. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 1992, 2:63—86
- [2] Polycarpou, M. M. and Ioannou, P. A.. Modelling, Identification and Stable Adaptive Control of Continuous Time Nonlinear Dynamical Systems Using Neural Networks. *Proc. American Control Conference*, 1989, 2:183—192
- [3] Funahashi, K.. On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks. *Neural Networks*, 1989, 2: 183—192
- [4] Hartman, E. J., Keeler, J. D. and Kowalski, J. M.. Layered Neural Networks with Guassion Hidden Units as Universal Approximations. *Neural Computation*. 1990, 2:210—215
- [5] Narendra, K. S. and Valavani, L.. A Comparison of Lyapunov and Hyperstability Approaches to Adaptive Control of Continuous Systems. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 1980, AC-25(2): 243—247
- [6] 陈宗基. 自适应技术的理论及应用. 北京:北京航空航天大学出版社, 1991

Identification and Control of Nonlinear Systems Using Neural Networks

REN Xuemei and GAO Weibing

(The Seventh Research Division, Beijing University of Aeronautics and Astronautics • Beijing, 100083, PRC)

Abstract: In this paper we present an identification model constructed by static feedforward neural networks and stable filters for nonlinear dynamical systems. Adaptive identification and control schemes based on neural networks are shown to guarantee stability of the system, even in the presence of neural network approximation errors. Finally, sliding control is used to compensate for inherent network approximation errors in order to improve the tracking performance.

Key words: neural networks; nonlinear systems; identification; sliding control

本文作者简介

任雪梅 1968年生. 1989年毕业于山东大学自动控制专业, 获学士学位. 1992年在北京航空航天大学控制理论与应用专业获硕士学位. 目前攻读该专业的博士学位. 主要研究兴趣是学习控制、神经网络及其在控制中的应用.

高为炳 1925年生. 中国科学院院士. 1948年毕业于西北工业大学航空系, 1951年任清华大学讲师, 1956年任北京航空航天大学副教授, 1978年任教授. 主要兴趣为非线性控制, 变结构控制, 大系统理论, 机器人控制, 智能控制以及航空航天飞行器的控制. 兼任国务院学位委员会评议组成员, 中国航空学会常务理事及自动控制委员会主任. 1994年3月不幸逝世.