

一类非线性系统的自适应神经网络控制*

杜红彬¹, 薛云灿², 邵惠鹤¹

(1 上海交通大学自动化系, 上海 200030; 2 河海大学计算机及信息工程学院, 常州)
(ben_du@hotmail.com)

摘要: 本文针对一类具有非仿射函数和下三角结构的受干扰未知的非线性系统, 提出了一种新的自适应神经网络控制方法。它是严格反馈不确定系统和纯反馈系统的更一般化的表达。本文在 Backstepping 设计思想的基础上证明了闭环信号的半全局最终一致有界性, 并且很好地处理了控制方向和控制奇异问题。通过仿真验证了方法的有效性。

关键词: 非线性, 自适应控制, 神经网络, Nussbaum 增益

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Adaptive Neural Network Control For a Class of Nonlinear Systems

DU Hong-bin¹, XUE Yun-can², SHAO Hui-he¹

(1. Institute of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai, 200030; 2. Hohai University, Changzhou)

Abstract: A class of unknown perturbed nonlinear systems is theoretically stabilized by using a novel adaptive neural network control scheme. The systems with disturbances and non-affine unknown functions have low triangular structure that generalizes both strict-feedback uncertain systems and pure-feedback ones. Based on Lemma 1 and the idea of backstepping, one can prove the Semi-global uniformly ultimately boundedness of all the signals in the closed-loop. The two problems, control directions and control singularity, are also free of considering. The effectiveness of proposed scheme is showed by a proper nonlinear system.

Key words: nonlinear; adaptive control; neural networks; Nussbaum gain.

1 引言

近年来自适应神经网络控制 (adaptive neural network control, ANNC) 方法成功地应用到了一类未知的可反馈线性化的非线性系统。特别是当系统是严格反馈类型或纯反馈类型时, 文献[1-4]提出的 backstepping 设计过程可以保证相应的 ANNC 控制律会使未知系统稳定。

迄今, 广为研究的所谓的“下三角结构”的非线性系统仅限于仿射类型或半非仿射类型。这类系统由于至少存在一个仿射形式的控制变量或虚拟控制变量, 因此称之为半非仿射系统。然而文献尚不能处理更一般形式的下三角结构的非线性系统, 如

(1) 式给出:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = f_i(\bar{x}_{i+1}) + d_i(t) & 1 \leq i \leq n-1 \\ \dot{x}_n = f_n(\bar{x}_n, u) + d_n(t) \end{cases} \quad (1)$$

其中 $f_i(\cdot)$ 是未知的光滑函数, d_i 是未知的有界干扰,

$\bar{x}_i = [x_1, \dots, x_i]^T \in R$ 和 $u \in R$, ($i=1, \dots, n$) 分别是状态变量和系统输入。针对上述未知受干扰的完全非仿射系统, 提出了一种新的 ANNC 控制策略, 并采用了 Nussbaum 增益函数^[6], 控制奇异和控制方向问题得到了很好的解决。

2 问题的表达

本文采用中值定理来处理非仿射问题, 非线性对象由方程 (1) 描述, 其中 $f_i(\cdot)$ 可表达为:

$$\begin{cases} f_i(\bar{x}_i, x_{i+1}) = f_i(\bar{x}_i, 0) + \frac{\partial f_i(\bar{x}_i, x_{i+1})}{\partial x_{i+1}} \Big|_{x_{i+1}=x_{i+1}^{0i}} x_{i+1} & 1 \leq i \leq n-1 \\ f_n(\bar{x}_n, u) = f_n(\bar{x}_n, 0) + \frac{\partial f_n(\bar{x}_n, u)}{\partial u} \Big|_{u=u^{0n}} u \end{cases} \quad (2)$$

因此方程(1)可以转化为:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = F_i(\bar{x}_i, 0) + G_i(\bar{x}_i, x_{i+1}) x_{i+1} + d_i(t) & 1 \leq i \leq n-1 \\ \dot{x}_n = F_n(\bar{x}_n, 0) + G_n(\bar{x}_n, u) u + d_n(t) \end{cases} \quad (3)$$

其中:

$$\begin{cases} F_i(\bar{x}_i, 0) = f_i(\bar{x}_i, 0) & 1 \leq i \leq n-1 \\ F_n(\bar{x}_n, 0) = f_n(\bar{x}_n, 0) \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} G_i(\bar{x}_i, x_{i+1}) = \frac{\partial f_i(\bar{x}_i, x_{i+1})}{\partial x_{i+1}} \Big|_{x_{i+1}=x_{i+1}^{0i}} & 1 \leq i \leq n-1 \\ G_n(\bar{x}_n, u) = \frac{\partial f_n(\bar{x}_n, u)}{\partial u} \Big|_{u=u^{0n}} \end{cases} \quad (5)$$

* 收稿日期: 2004-05-10

修回日期: 2004-09-23

作者简介: 杜红彬 (1974-), 男, 河北无极人, 博士后, 从事过程及智能自适应控制等研究; 邵惠鹤 (1936-), 男, 浙江宁波人, 教授, 博士生导师, 从事过程优化控制等研究

下面的假定在推导过程中是必要的:

假定1. $\forall z \in \Omega$, 存在理想的权值向量 W^* , 使得逼近误差满足 $|e| \leq e^*$, 常数 $e^* > 0$ 。

假定2. 存在未知常数 $d^* > 0$ 使得 $|d_i(t)| \leq d^*$, $1 \leq i \leq n$ 。

假定3. 式(6)中 $G_i(\cdot) \in R$, 存在未知的常数 $G_0, G_m > 0$

使得 $G_m \geq |G_i(\cdot)| \geq G_0 (1 \leq i \leq n)$ 。

引理1

给定任意有界函数 $g(\cdot) \in [e_0, +g_m]$ 或 $g(\cdot) \in (-g_m, -e_0]$, 其中 e_0 和 g_m 是未知的任意正常数, $e_0 < g_m < +\infty$, 那么 $g(\cdot)N(x)$ 仍是Nussbaum 增益函数。

证明: 假定 $g(\cdot) > 0$ 。定义 $I(M) = \int_0^M g(\cdot)N(x)dx$,

显然 $g(\cdot)N(x)$ 在区间 $(4n-1, 4n+1)$ 上为正, 在区间 $(4n+1, 4n+3)$ 上为负, n 是整数。可以看出:

$$\begin{aligned} \int_{4n-1}^{4n+1} g(\cdot)N(x)dx &\geq \int_{4n-1/2}^{4n+1/2} g(\cdot)\exp(x^2)\cos\left(\frac{p}{2}x\right)dx \\ &\geq \frac{\sqrt{2}}{2}e_0\exp((4n-1/2)^2) \end{aligned}$$

且

$$|I(4n-1)| \leq \left| \int_0^{4n-1} g(\cdot)N(x)dx \right| \leq (4n-1)g_m\exp((4n-1)^2)$$

于是可得:

$$I(4n+1) \geq \exp((4n-1)^2) \left[\frac{\sqrt{2}}{2}e_0\exp(4n-\frac{3}{4}) - g_m(4n-1) \right]$$

可以得到 $\frac{I(4n+1)}{4n+1} \rightarrow +\infty$ 当 $n \rightarrow +\infty$ 。

同理:

$$\begin{aligned} \int_{4n+1}^{4n+3} g(\cdot)N(x)dx &\leq -\int_{4n+3/2}^{4n+5/2} g(\cdot)\exp(x^2)\cos\left(\frac{p}{2}x\right)dx \\ &\leq -\frac{\sqrt{2}}{2}e_0\exp((4n+3/2)^2) \end{aligned}$$

因此:

$$I(4n+3) \leq -\exp((4n+1)^2) \left[\frac{\sqrt{2}}{2}e_0\exp(4n+\frac{5}{4}) - g_m(4n+1) \right]$$

可以得到 $\frac{I(4n+3)}{4n+3} \rightarrow -\infty$ 当 $n \rightarrow +\infty$ 。

对于 $g(\cdot) < 0$ 的情况, 可以得到同样的结果。

引理 2 给定任意有界函数 $C(\cdot) \in [-e_0, e_0] \subset R$, 那么 $N(x) + C$ 仍是 Nussbaum 增益函数。

根据 Nussbaum 函数的定义即可证得, 在此省略。

文献[4][5]仅证明了 Nussbaum 函数乘以一个常数或是固定在某一区间上的时变系数仍然是 Nussbaum 类型函数, 本文将上述结论推广为 Nussbaum 函数乘以任意有界函数仍是 Nussbaum 函数。

3 设计过程

本文采用 RBF 网络来逼近连续函数 $h(\cdot): R^p \rightarrow R$, 即:

$$\hat{h}(z) = \hat{W}^T S(z) \quad (6)$$

其中输入向量 $z \in \Omega \subset R^p$, $\hat{W}$ 是学习权值。选足够多的神经元节点后, 网络能够在闭区间 $\Omega \subset R^p$ 上逼近任意的光滑函数:

$$h(z) = W^{*T} S(z) + e, \quad \forall z \in \Omega \quad (7)$$

理想的权值向量 W^* 定义为:

$$W^* = \underset{W \in R^p}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sup_{z \in \Omega} |h(z) - \hat{W}^T S(z)| \right\} \quad (8)$$

通过RBF 网络表达和方程(7), (3)可以表达成:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = W_i^{*T} S(\bar{x}_i) + e_i(\bar{x}_i) + G_i(\bar{x}_{i+1})x_{i+1} + d_i(t) & 1 \leq i \leq n-1 \\ \dot{x}_n = W_n^{*T} S(\bar{x}_n) + e_n(\bar{x}_n) + G_n(\bar{x}_n)u + d_n(t) \end{cases} \quad (9)$$

其中 F_i 由 $W_i^{*T} S(\cdot)$ 来逼近, e_i 是相应的逼近误差 ($1 \leq i \leq n$), 满足假定 1。本文中我们定义 $\hat{W}_i$ 为理想权值向量 W_i^* 的估计向量, 有 $\tilde{W}_i = \hat{W}_i - W_i^*$, 定义 $\bar{d}_i = e^* + d^*$, $\hat{d}_i$ 是 $\bar{d}_i$ 的估计变量, 有 $\tilde{d}_i = \hat{d}_i - \bar{d}_i$ 。

通过Backstepping设计思路, 采用坐标变换:

$$z_1 = x_1; \quad z_2 = x_2 - a_1;$$

⋮

$$z_n = x_n - a_{n-1} \quad (10)$$

其中 $a_i (1 \leq i \leq n-1)$ 是调节函数, 将在设计过程中给出。

第一步: 对于方程 (9) 当 $i = 1$ 时的子系统, 给出下面的调节公式:

$$\begin{cases} a_1 = N(x_1) \left[z_1 + \hat{W}_1^T S(x_1) + \hat{d}_1 \tanh\left(\frac{z_1}{w}\right) \right] \\ \dot{x}_1 = z_1^2 + z_1 \hat{W}_1^T S(x_1) + z_1 \hat{d}_1 \tanh\left(\frac{z_1}{w}\right) \\ \dot{\hat{W}}_1 = -\Gamma_1 l_1 \hat{W}_1 + \Gamma_1 z_1 S(x_1) \\ \dot{\hat{d}}_1 = -l_1 s_1 \hat{d}_1 + s_1 z_1 \tanh\left(\frac{z_1}{w}\right) \end{cases} \quad (11)$$

其中 $\hat{d}_1 \tanh(\frac{z_1}{w})$ 用于镇定未知外部干扰 $d_1(t)$ 和建模误差 e_1 , $\Gamma_1 = \Gamma_1^T > 0$, l_1, s_1 和 w 是正的控制系数。

定义Lyapunov函数:

$$V_1 = \frac{1}{2} z_1^2 + \frac{1}{2} \|\tilde{W}_1\|_{\Gamma_1^{-1}}^2 + \frac{1}{2} s_1^{-1} \tilde{d}_1^2 \quad (12)$$

令 $z_2 = x_2 - a_1$, 对(12)取导数,并按不等式:

$$\begin{cases} W_1^{*T} \hat{W}_1 \leq \frac{1}{2} \|W_1^*\|^2 + \frac{1}{2} \|\hat{W}_1\|^2 \\ \bar{d}_1 \hat{d}_1 \leq \frac{1}{2} \bar{d}_1^2 + \frac{1}{2} \hat{d}_1^2 \end{cases} \quad (14)$$

及正切函数的特点:

$$0 \leq |z_1| - z_1 \tanh\left(\frac{z_1}{w}\right) \leq 0.2785 w \quad (15)$$

(12)可以表达成:

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &\leq -\frac{3}{4} z_1^2 + [G_1(\bar{x}_2)N(x_1) + 1] \dot{x}_1 + G_1^2(\bar{x}_2) z_2^2 \\ &\quad - \frac{l_1}{2} \|\hat{W}_1\|^2 - \frac{l_1}{2} \hat{d}_1^2 + \frac{l_1}{2} \|W_1^*\|^2 + \frac{l_1}{2} \bar{d}_1^2 + 0.2785 w \bar{d}_1 \\ &\leq -g_1 V_1 + \dot{x}_1(t) + r_1 \end{aligned} \quad (16)$$

其中 g_1, r_1 和 $\dot{x}_1(t)$ 定义为:

$$\begin{aligned} g_1 &:= \min \left\{ \frac{3}{2}, \frac{l_1}{l_{\max}(\Gamma_1^{-1})}, s_1 l_1 \right\} \\ r_1 &:= \frac{l_1}{2} \|W_1^*\|^2 + \frac{l_1}{2} \bar{d}_1^2 + 0.2785 w \bar{d}_1 \\ \dot{x}_1(t) &:= [G_1(\bar{x}_2)N(x_1) + 1] \dot{x}_1 + G_1^2(\bar{x}_2) z_2^2 \end{aligned} \quad (17)$$

对于(17), 先假定:

$$V_1(t) \leq k_1 + k_2 l(t) e^{-g_1 t} \quad (18)$$

k_1, k_2 和 $l(t)$ 是待定变量。对 (18) 两边求导可得:

$$\dot{V}_1(t) \leq -g_1 V_1(t) + g_1 k_1 + k_2 \dot{l}(t) e^{-g_1 t} \quad (19)$$

比较 (16) 和 (19), 可以得到:

$$0 \leq V_1(t) \leq \frac{r_1}{g_1} + e^{-g_1 t} \int \dot{x}_1(t) e^{g_1 t} dt \quad (20)$$

$$\text{其中 } k_1 = \frac{r_1}{g_1}, \quad k_2 = \frac{V_1(0) - \frac{r_1}{g_1}}{p_1(0)},$$

$$\dot{x}_1(t) = \frac{\dot{x}_1(t) e^{g_1 t}}{k_2}.$$

如果 $z_2 = 0$ 且 $\int \dot{x}_1(t) e^{g_1 t} dt \rightarrow -\infty$, 那么

$V_1(t) < 0$, 因此闭环系统是稳定的, 因为所推导出的结论与事实 $V_1(t) \geq 0$ 相矛盾, 这是容易证明的。

首先给出:

$$\int \dot{x}_1(t) e^{g_1 t} dt = \int \{ [G_1(\bar{x}_2)N(x_1) + 1] \dot{x}_1 + G_1^2(\bar{x}_2) z_2^2 \} e^{g_1 t} dt \quad (21)$$

根据引理1, $[G_1(\bar{x}_2)N(x_1) + 1]$ 可以看作一个新的Nussbaum函数, 记作 $N'(x_1)$ 。因此,

$$\frac{1}{x_1} \int_{x_1 0}^{x_1} \dot{x}_1(t) e^{g_1 t} dt = \frac{1}{x_1} \int_{x_1 0}^{x_1} N'(s) ds + \frac{1}{x_1} \int_{x_1 0}^{x_1} G_1^2(\bar{x}_2) z_2^2 e^{g_1 t} dt \quad (22)$$

状态变量假定存在于闭区域内, 因有 $G_1(\bar{x}_2) \leq G_m$, 方程(22)两边同乘以 $1/G_1^2(\bar{x}_2)$, 得:

$$\frac{1}{G_1^2 x_1} \int \dot{x}_1(t) e^{g_1 t} dt = \frac{1}{x_1} \int_{x_1 0}^{x_1} \frac{1}{G_1^2} N'(s) ds + \frac{1}{G_1^2 x_1} \int_{x_1 0}^{x_1} G_1^2(x_1, x_2) z_2^2 e^{g_1 t} dt \quad (23)$$

根据引理1, 如果 z_2 收敛为零, 方程(23)的左端趋于正无穷和负无穷。由此可以推断只要 z_2 有界, 那么 z_1 也是有界的。

第 i 步 ($2 \leq i \leq n$): 与第1步类似. 为表达方便, 记 $x_{n+1} = u$, 相应的坐标变换为:

$$z_{n+1} = x_{n+1} - a_n = 0. \text{ 调节函数给出如下:}$$

$$\begin{cases} a_i = N(x_i) \left[z_i + \hat{W}_i^T S(\bar{x}_i) + \hat{d}_i \tanh\left(\frac{z_i}{w}\right) \right] \\ \dot{x}_i = z_i^2 + z_i \hat{W}_i^T S(\bar{x}_i) + z_i \hat{d}_i \tanh\left(\frac{z_i}{w}\right) \\ \dot{\hat{W}}_i = -\Gamma_i l_i \hat{W}_i + \Gamma_i z_i S(\bar{x}_i) \\ \dot{\hat{d}}_i = -l_i s_i \hat{d}_i + s_i z_i \tanh\left(\frac{z_i}{w}\right) \end{cases} \quad (24)$$

对方程 (11) 中的 z_i 求导, 得:

$$\dot{\mathbf{z}}_i = \mathbf{z}_i - \mathbf{d}_{i-1} = F(\bar{\mathbf{x}}_i, 0) + G(\bar{\mathbf{x}}_{i+1})\mathbf{x}_{i+1} + \mathbf{d}_i(t) - \mathbf{d}_{i-1} \quad (25)$$

从(24), 可以看到:

$$a_i = a_i(\bar{\mathbf{x}}_i, \bar{\mathbf{W}}_i, \bar{\mathbf{D}}_i)$$

其中 $\bar{\mathbf{W}}_{i-1} = [\hat{\mathbf{W}}_1^T, \hat{\mathbf{W}}_2^T, \dots, \hat{\mathbf{W}}_{i-1}^T]^T$, $\bar{\mathbf{D}}_{i-1} = [\hat{\mathbf{d}}_1, \hat{\mathbf{d}}_2, \dots, \hat{\mathbf{d}}_{i-1}]^T$. 而其导数 $\dot{\mathbf{d}}_i$, 是向量变量 $(\bar{\mathbf{x}}_{i+1}, \bar{\mathbf{W}}_i, \bar{\mathbf{D}}_i)$ 的函数.

在[1]中推导出 $\mathbf{d}_{i-1}$ 的所有项, 而本文简单地将 $\mathbf{d}_{i-1}$ 看作状态向量 $\bar{\mathbf{x}}_i$ 的函数, 这样就大大地减少了神经元节点的数量以及计算的复杂性, 而且避免了分析的难度, 其效果在仿真中得到了证实.

因此方程 (25)重新表达为:

$$\dot{\mathbf{z}}_i = F'(\bar{\mathbf{x}}_i) + G(\bar{\mathbf{x}}_{i+1})\mathbf{x}_{i+1} + \mathbf{d}_i(t) \quad (26)$$

其中 $F'(\bar{\mathbf{x}}_i) = F(\bar{\mathbf{x}}_i, 0) - \mathbf{d}_{i-1}$ 是一个未知函数, 由 RBF 网络逼近, 网络的输入向量为 $\bar{\mathbf{x}}_i$.

考虑如下的Lyapunov函数:

$$V_i = \frac{1}{2}z_i^2 + \frac{1}{2}\|\tilde{\mathbf{W}}_i\|_{\Gamma_i^{-1}}^2 + \frac{1}{2}s_i^{-1}\tilde{\mathbf{d}}_i^2 \quad (27)$$

类似于第1步, 可以得到:

$$0 \leq V_i(t) \leq \frac{r_i}{g_i} + e^{-g_i t} \int_0^t p_i(t) e^{g_i t} dt \quad (28)$$

其中

$$g_i := \min \left\{ \frac{3}{2}, \frac{l_i}{l_{\max}(\Gamma_i^{-1})}, s_i l_i \right\}$$

$$r_i := \frac{l_i}{2}\|\mathbf{W}_i^*\|^2 + \frac{l_i}{2}\bar{\mathbf{d}}_i^2 + 0.2785\omega\bar{\mathbf{d}}_i$$

$$\dot{V}_i(t) := [G_i(\bar{\mathbf{x}}_{i+1})N(\mathbf{x}_i) + 1]\dot{\mathbf{z}}_i + G_i^2(\bar{\mathbf{x}}_{i+1})\mathbf{z}_{i+1}^2 \quad (29)$$

运用引理1可得: $\mathbf{x}_i(t)$ 和 $V_i(t)$ 以及 $\mathbf{z}_i(t)$, $\hat{\mathbf{W}}_i(t)$ 和 $\hat{\mathbf{d}}_i(t)$ 是最终有界的. 由于 $\mathbf{z}_{n+1} = \mathbf{u} - \mathbf{a}_n = 0$,

$\int_0^t G_n^2(\bar{\mathbf{x}}_{n+1})\mathbf{z}_{n+1}^2 e^{g_n t} dt$ 等于零. 因此可得如下闭环系统的稳定性定理.

定理1:对于非线性系统(1), 如果满足假定1-3, 那么

由(11)和(24)给出的调节律所导致的闭环系统, 其所

有信号是半全局一致有界的.

证明: 由上述第1步到第n步的推导可以得到.

4 实例仿真

采用如下的非线性对象进行仿真测试:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_1 = \frac{1-e^{-x_1}}{1+e^{-x_1}} + x_2^3 + x_2 e^{-x_1^2} + 0.5 \sin t \\ \dot{\mathbf{x}}_2 = x_1^2 + 0.15x_2^3 + 0.1(1+x_2^2)u + \sin(0.1u) + 0.2 \sin t \end{cases} \quad (30)$$

现采用10个RBF 神经元节点来逼近每个非线性函数, 即, $\mathbf{W}_1^{*T}S(\mathbf{x}_1)$ 包含有10个节点, 其中心分布于 $[-5, 5]$ 上, 宽度为1, $\mathbf{W}_2^{*T}S(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)$ 也包含有10个节点, 中心位于 $[-5, 5] \times [-5, 5]$ 上, 宽度等于1. 状态变量的初值为 $\mathbf{x}(0)=[2, 1]$, 控制参数 $\Gamma_1 = \Gamma_2 = 1$, $s_1 = s_2 = 1$, $l_1 = l_2 = 1$. 仿真结果如图 1-2 所示.

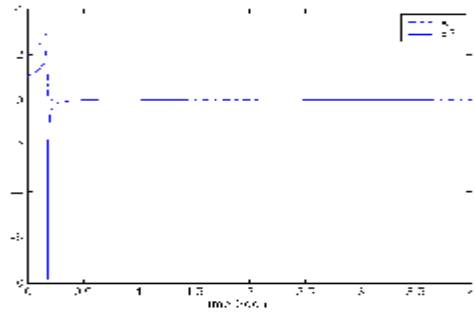


Fig.1 x_1 and x_2

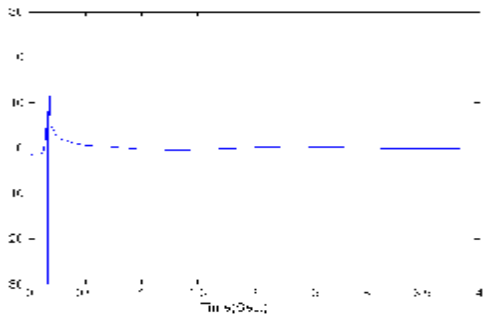


Fig.2 control u

5 结论

针对一类具有下三角结构的受扰非线性系统, 提出一种基于 RBF 网络的控制方案. 与以前文献相比, 本文采用更简单的方法来推导出控制律并证明了闭环信号是半全局最终一致有界的. 由于采用了 Nussbaum 增益函数, 控制奇异和控制方向问题得到了得到了解决. 通过仿真方法验证了有效性. 但采用 Nussbaum 函数会损害系统的暂态性能, 这也是下一步要做的工作.

参考文献(References):

- [1] Ge S.S., and Wang C., "Adaptive NN control of uncertain nonlinear pure-feedback systems," Automatica, vol 38, n 4, August, pp. 1365-1372, 2002.
- [2] Wang D., and Huang J., "Adaptive neural network control for a class of uncertain nonlinear systems in pure-feedback," Automatica, vol 38, n 8, August, pp.1365-1372, 2002.
- [3] Polycarpou M.M., "Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems," IEEE Trans. Automatic Control, Vol.41, pp.447-451,1996.
- [4] Ye X. and Jiang J., "Adaptive nonlinear design without a prior knowledge of control directions," IEEE Trans. Automatic. Control., Vol.43,pp.1617-1621,1998.
- [5] Ryan E.P., "Nonlinear universal servomechanism," IEEE Trans. Automatic. Control., Vol.39, n4, pp.753-761, 1994.
- [6] Nussbaum R.D., "Some remarks on the conjecture in parameter adaptive control," System& Control Letter, Vol.3,pp.243-246,1983

CIMS论文的天地》声明

本站免费向大家提供论文全文, 本站论文除了特别说明的以外都是从作者手中征集得到的。如果您有论文希望上网, 本站可以免费提供论文全文的上网服务。

上海付费空间: <http://www.cimspaper.com> <主站>

欢迎您参加我站提供的邮件列表

希网提供的列表

分类首页/科学.技术/另类科学

<http://www.cn99.com/cgi-bin/catalog?viewcat=58>

为您提供《CIMS论文的天地》更新通知, 以及有关的论文和学术信息, 每月至少发送一次。本站有机械制造及自动化、计算机集成制造系统(CIMS)方面的学术论文全文, 也有有关学科的学术论文。