

多时滞 Hopfield 神经网络的鲁棒稳定性及吸引域的估计

季 策, 张化光

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004)

摘要: 通过构造适当的 Lyapunov 泛函及扇区条件, 对一类具有参数摄动的多时滞 Hopfield 神经网络模型的鲁棒稳定性进行了分析, 给出了平衡点渐近稳定的充分条件. 利用矩阵范数的定义及性质, 得到了一个以范数形式表示的推论, 并提供了一种估计网络渐近稳定平衡点吸引域的方法. 仿真结果进一步证明了结论的有效性.

关键词: Hopfield 神经网络; 多时滞; 参数摄动; 鲁棒稳定性; 吸引域

中图分类号: TP183

文献标识码: A

Robust stability of Hopfield neural networks with multiple time-delay and estimation of the domain of attraction

Ji Ce, ZHANG Hua-guang

(Institute of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

Abstract: Robust stability of a class of Hopfield neural network model with parameter perturbations and multiple time-delay is analyzed by constructing a suitable Lyapunov functional and sector conditions. The sufficient condition for the asymptotic stability of equilibrium point is given. By the definition and properties of matrix norm, a corollary expressed in the form of norm is derived. An estimating method of the domain of attraction for equilibrium point is obtained. The simulation results have proved the effectiveness of the conclusions.

Key words: Hopfield neural networks; multiple time-delay; parameter perturbations; robust stability; domain of attraction

1 引言(Introduction)

具有对称互连结构的 Hopfield 神经网络是研究和应用最为广泛的神经网络之一, 并且已经取得了丰富的研究成果^[1-3]. 然而, 由于参数摄动及测量误差的影响, 互连结构要实现完全对称是不可能的; 另一方面, 在 Hopfield 神经网络的实现过程中, 又会不可避免地引入时滞, 并可能产生振荡. 因此, 在对 Hopfield 神经网络的稳定性进行分析时, 考虑时滞及参数摄动的影响是很重要的. 文献[4]和[5]分别研究了一类具有特殊互连结构的 Hopfield 神经网络模型, 但都对互连结构加了很强的约束, 而且都未考虑时滞及摄动的影响. 文献[6, 7]对互连结构存在参数摄动的情况进行了必要的分析, 但在文献[6]中却假定受到扰动后的互连矩阵仍为对称, 这样的假定在实际应用中很难实现. 针对上述情况, 本文将研究一类既存在自反馈项参数摄动、又存在互连结构参数摄动的多时滞 Hopfield 神经网络模型的鲁棒稳定性. 文中通过构造适当的 Lyapunov 泛函及扇区条

件, 给出了平衡点渐近稳定的充分条件, 这些条件仅包含一个对矩阵或不等式的某种检验. 在 Hopfield 神经网络的设计及实现过程中, 这些条件是很实用的. 最后, 对网络平衡点的吸引域做出了估计, 并通过仿真实例进一步证明了结论的有效性.

2 网络模型(Network model)

无参数摄动的多时滞 Hopfield 神经网络模型如下:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = -C\mathbf{x}(t) + \sum_{k=1}^K T_k \mathbf{s}(\mathbf{x}(t - \tau_k)) + I. \quad (1)$$

其中: $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T \in \Omega \subset \mathbb{R}^n$ 表示与神经元相关的状态变量; $C = \text{diag}[c_1, \dots, c_n]$, $c_i > 0$ ($i = 1, \dots, n$) 表示神经元的自反馈; $T_k \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 表示与时滞 τ_k 相关的互连, 其中 τ_k 表示第 k 个时滞, $k = 1, \dots, K$, 且有 $0 < \tau_1 < \dots < \tau_K < +\infty$; $T = \sum_{k=1}^K T_k$ 为对称矩阵, $I = (I_1, \dots, I_n)^T \in \mathbb{R}^n$ 为表示偏置项的常数向量; $\mathbf{s}(\mathbf{x}) = [s_1(x_1), \dots, s_n(x_n)]^T$, 其中

$s_i(x_i): \mathbb{R} \rightarrow (-1, 1)$ 为 Sigmoid 函数. 若令 $\bar{x} = x - x_e$, x_e 为网络的平衡点, 并定义

$$\bar{s}(\bar{x}) = s(\bar{x} + x_e) - s(x_e), \quad (2)$$

则经过变换后可得到与系统(1)相对应的平移系统

$$\dot{\bar{x}}(t) = -C\bar{x}(t) + \sum_{k=1}^K T_k \bar{s}(\bar{x}(t - \tau_k)). \quad (3)$$

若忽略各变量上的“~”, 并考虑参数摄动的影响, 则可将系统(3)记为

$$\dot{x}(t) = -(C + \Delta C)x(t) + \sum_{k=1}^K (T_k + \Delta T_k)s(x(t - \tau_k)). \quad (4)$$

式(4)即为本文所要研究的具有参数摄动的多时滞 Hopfield 神经网络模型. 其中: $\Delta C = \text{diag}[\Delta c_1, \dots, \Delta c_n] \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\Delta T_k \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $k = 1, \dots, K$. 此时, 由于参数摄动的影响, 互连矩阵 $T = \sum_{k=1}^K (T_k + \Delta T_k)$ 为非对称矩阵. 通常, 当互连矩阵 T 不再为对称时, 神经网络模型将不再具有全局稳定特性. 因此, 本文只研究网络(4)的平衡点 $x = 0$ 的鲁棒稳定性, 并给出平衡点 $x = 0$ 为渐近稳定的充分条件.

3 鲁棒稳定性(Robust stability)

引理^[8] 对于时滞泛函微分方程 $\dot{x}(t) = f(t, x_t)$, 如果存在 Lyapunov 泛函 $V = (t, \varphi)$, 使得存在非减连续函数 $u, v, w: \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+$, 且 $u(0) = v(0) = 0$, 并满足 $u(\|\varphi(0)\|) \leq V(t, \varphi) \leq v(\|\varphi\|)$ 和 $\dot{V}(t, \varphi) \leq -w(\|\varphi(0)\|)$, 则该泛函微分方程的零解 $x = 0$ 是渐近稳定的.

在上述引理中, $\|\cdot\|$ 表示 $\mathbb{R}^n$ 上的 Euclid 范数. 对于 $s \in [-\tau_K, 0]$, 定义 $x_t \in C([- \tau_K, 0], \mathbb{R}^n)$ 为 $x_t(s) = x(t + s)$, 其中 $t > 0$, $C([- \tau_K, 0], \mathbb{R}^n)$ 表示从 $[- \tau_K, 0]$ 到 $\mathbb{R}^n$ 的所有连续函数的集合. 对于任意的 $\varphi \in C([- \tau_K, 0], \mathbb{R}^n)$, 定义 $\|\varphi\| = \max\{\|\varphi\|: t \in [- \tau_K, 0]\}$.

为证明系统(4)的平衡点 $x = 0$ 的渐近稳定性, 再做如下假设:

假设 函数 $s_i(x_i)$ 满足下列扇区条件

$$0 \leq \sigma_i^m \leq \frac{s_i(x_i)}{x_i} \leq \sigma_i^M. \quad (5)$$

其中 $i = 1, \dots, n$.

定理 对于任意的有界时滞 $\tau_k (k = 1, \dots, K)$, 如果存在一个正定矩阵 P 及正对角矩阵 $\Lambda_k = \text{diag}[\lambda_{k1}, \dots, \lambda_{kn}] (\lambda_{ki} > 0, i = 1, \dots, n, k = 1, \dots, K)$

使得

$$S^M = -[(C + \Delta C)^T P + P(C + \Delta C)] + \sum_{k=1}^K \Lambda_k + \sum_{k=1}^K P(T_k + \Delta T_k) E^M \Lambda_k^{-1} E^M (T_k + \Delta T_k)^T P < 0 \quad (6)$$

成立, 其中 $E^M = \text{diag}[\sigma_1^M, \dots, \sigma_n^M]$, 则系统(4)的平衡点 $x = 0$ 是渐近稳定的.

证 利用式(5), 将式(4)重写为

$$\dot{x}(t) = -(C + \Delta C)x(t) + \sum_{k=1}^K (T_k + \Delta T_k) E(x(t - \tau_k)) x(t - \tau_k). \quad (7)$$

其中

$$E(x) = \text{diag}[\sigma_1(x_1), \dots, \sigma_n(x_n)],$$

$$\sigma_i(x_i) = s_i(x_i)/x_i, \quad i = 1, \dots, n,$$

则有 $\sigma_i(x_i) \in [\sigma_i^m, \sigma_i^M]$.

在此, 引入如下形式的 Lyapunov 泛函

$$V(x_t) = x^T(t) P x(t) + \sum_{k=1}^K \int_{-\tau_k}^0 x^T(\theta) \Lambda_k x(\theta) d\theta, \quad (8)$$

则显然有

$$\lambda_{\min}(P) \|x_t(0)\|^2 \leq V(x_t) \leq (\lambda_{\max}(P) + \sum_{k=1}^K \tau_k \lambda_{\max}(\Lambda_k)) \|x_t\|^2.$$

沿着系统(7)的任意轨迹, $V(x_t)$ 对时间 t 的导数为

$$\begin{aligned} \dot{V}(x_t) = & \dot{x}^T(t) P x(t) + x^T(t) P \dot{x}(t) + \sum_{k=1}^K x^T(t) \Lambda_k x(t) - \\ & \sum_{k=1}^K x^T(t - \tau_k) \Lambda_k x(t - \tau_k) = \\ & -x^T(t) (C + \Delta C)^T P x(t) + \sum_{k=1}^K x^T(t - \tau_k) E^T (x(t - \tau_k)) (T_k + \Delta T_k)^T P x(t) - \\ & x^T(t)^T P (C + \Delta C) x(t) + \sum_{k=1}^K x^T(t) P (T_k + \Delta T_k) E (x(t - \tau_k)) x(t - \tau_k) + \\ & \sum_{k=1}^K x^T(t) \Lambda_k x(t) - \sum_{k=1}^K x^T(t - \tau_k) \Lambda_k x(t - \tau_k) = \\ & -x^T(t) [(C + \Delta C)^T P + P(C + \Delta C)] x(t) + \\ & \sum_{k=1}^K x^T(t) \Lambda_k x(t) + \sum_{k=1}^K x^T(t) P (T_k + \Delta T_k) E (x(t - \tau_k)) \Lambda_k^{-1} E^T (x(t - \tau_k)) (T_k + \Delta T_k)^T P x(t) - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^K [\Lambda_k^{1/2} \mathbf{x}(t - \tau_k) - \Lambda_k^{-1/2} E^T(\mathbf{x}(t - \tau_k))(T_k + \\ & \Delta T_k)^T P \mathbf{x}(t)]^T \times [\Lambda_k^{1/2} \mathbf{x}(t - \tau_k) - \Lambda_k^{-1/2} E^T(\mathbf{x}(t - \\ & \tau_k))(T_k + \Delta T_k)^T P \mathbf{x}(t)] \leq \\ & - \mathbf{x}^T(t) [(C + \Delta C)^T P + P(C + \Delta C)] \mathbf{x}(t) + \\ & \sum_{k=1}^K \mathbf{x}^T(t) \Lambda_k \mathbf{x}(t) + \sum_{k=1}^K \mathbf{x}^T(t) P(T_k + \Delta T_k) E(\mathbf{x}(t - \\ & \tau_k)) \Lambda_k^{-1} E^T(\mathbf{x}(t - \tau_k))(T_k + \Delta T_k)^T P \mathbf{x}(t). \quad (9) \end{aligned}$$

如果对于任意给定的 t , 令 $\mathbf{y}_k^T(t) = (y_{k1}, \dots, y_{kn}) = \mathbf{x}^T(t) P(T_k + \Delta T_k)$, 则式(9)的最后一项具有如下形式:

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^K \mathbf{y}_k^T(t) E(\mathbf{x}(t - \tau_k)) \Lambda_k^{-1} E^T(\mathbf{x}(t - \tau_k)) \mathbf{y}_k(t) = \\ & \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n y_{ki}^2 \lambda_{ki}^{-1} \sigma_i^2(x_i(t - \tau_k)) \leq \\ & \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n y_{ki}^2 \lambda_{ki}^{-1} (\sigma_i^M)^2 = \\ & \sum_{k=1}^K \mathbf{x}^T(t) P(T_k + \Delta T_k) E^M \Lambda_k^{-1} E^M(T_k + \Delta T_k)^T P \mathbf{x}(t). \quad (10) \end{aligned}$$

考虑式(10), 则式(9)为

$$\begin{aligned} & \dot{V}(\mathbf{x}_t) \leq \\ & \mathbf{x}^T(t) \left\{ -[(C + \Delta C)^T P + P(C + \Delta C)] + \sum_{k=1}^K \Lambda_k + \right. \\ & \left. \sum_{k=1}^K P(T_k + \Delta T_k) E^M \Lambda_k^{-1} E^M(T_k + \Delta T_k)^T P \right\} \mathbf{x}(t) = \\ & \mathbf{x}^T(t) S^M \mathbf{x}(t), \quad (11) \end{aligned}$$

因此, 如果矩阵 $S^M < 0$, 则有 $\dot{V}(\mathbf{x}) < 0$. 故根据引理可知, 对于任意的有界时滞 $\tau_k > 0 (k = 1, \dots, K)$, 系统(4)的平衡点 $\mathbf{x} = 0$ 都是渐近稳定的.

如果 $\mathbf{x} \in \Omega = \mathbb{R}^n$, 则上述定理中的条件隐含着 $\mathbf{x} = 0$ 是系统(4)的唯一平衡点, 且该平衡点是全局渐近稳定的^[8].

根据矩阵范数的定义及性质, 容易证明下列推论成立.

推论 对于任意的有界时滞 $\tau_k > 0 (k = 1, \dots, K)$, 系统(4)的平衡点 $\mathbf{x} = 0$ 是渐近稳定的, 如果

$$\begin{aligned} & 2\|P_0\| \cdot \|\Delta C\| + \sum_{k=1}^K \|\Lambda_k\| + (\bar{\sigma}^M)^2 \cdot \|P_0\|^2 \cdot \\ & \sum_{k=1}^K \|\Lambda_k^{-1}\| \cdot (\|T_k\| + \|\Delta T_k\|)^2 < 2, \quad (12) \end{aligned}$$

其中: $P_0 = \text{diag}[1/c_1, \dots, 1/c_n]$, $\bar{\sigma}^M = \max\{\sigma_i^M : 1 \leq i \leq n\}$, $\|\cdot\|$ 表示由 Euclid 向量范数诱导出的矩阵范数, 即 $\|P_0\| = \sqrt{\lambda_{\max}(P_0^T P_0)}$.

在上述定理中令 $P = P_0$, 即可得出该推论.

上述推论给出了在什么条件下, 小参数摄动不会导致系统平衡点 $\mathbf{x} = 0$ 的状态发生变化, 同时该推论也有助于在设计网络时调整网络参数, 以尽量削弱摄动的影响.

4 吸引域的估计 (Estimation of the domain of attraction)

由于参数摄动的影响而使得平衡点 $\mathbf{x} = 0$ 不再具有全局渐近稳定性, 因此, 给出平衡点吸引域的估计就显得尤为重要. 具有对称互连结构的 Hopfield 神经网络的平衡点吸引域的估计在文献[9]中有详细的说明. 下面, 将进一步给出吸引域的定义及系统(4)的平衡点 $\mathbf{x} = 0$ 的吸引域的估计方法.

定义 设 $\mathbf{x}_e$ 是系统的一个孤立的渐近稳定平衡点. 若存在 $\mathbf{x} = \mathbf{x}_e$ 的一个邻域 $D \stackrel{\text{def}}{=} \{\mathbf{x} : \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_e\| < r\}$, 使得对于此邻域内的任意初始值 $\mathbf{x}_0 \in D$, 当 $t \rightarrow \infty$ 时, 系统的解 $\mathbf{x}(t, t_0, \mathbf{x}_0)$ 收敛于 $\mathbf{x}_e$, 即 $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{x}(t, t_0, \mathbf{x}_0) = \mathbf{x}_e$, 则称 D 为平衡点 $\mathbf{x}_e$ 的一个吸引域.

当摄动范数 $\|\Delta C\|, \|\Delta T_k\| (k = 1, \dots, K)$ 先验已知时, 可以根据前面的推论对平衡点的吸引域做出估计. 令 $\delta_i \subset \mathbb{R}$ 是使得

$$s_i(x_i) / x_i < \sqrt{(2 - 2\|P_0\| \cdot \|\Delta C\| - \sum_{k=1}^K \|\Lambda_k\|) / Q} \quad (13)$$

成立的、包括零在内的最大开区间, 包括无穷区间, 其中

$$Q = \|P_0\|^2 \cdot \sum_{k=1}^K \|\Lambda_k^{-1}\| \cdot (\|T_k\| + \|\Delta T_k\|)^2. \quad (14)$$

定义 $H = \prod_{i=1}^n \delta_i$ 是 $\mathbb{R}^n$ 中的一个开超长方形, 因此对于任意的 $\mathbf{x} \in H$, 式(13)成立. 这也意味着, 如果 $\mathbf{x} \in H \subset \Omega$, 则推论的条件成立. 若令 $P = P_0$, 则定理证明过程中所用的 Lyapunov 泛函为

$$V(\mathbf{x}_t) = \mathbf{x}^T(t) P_0 \mathbf{x}(t) + \sum_{k=1}^K \int_{-\tau_k}^0 \mathbf{x}_t^T(\theta) \Lambda_k \mathbf{x}_t(\theta) d\theta. \quad (15)$$

再令 $r \geq 0$, 并定义

$V_r =$

$$\{x_t \in ([-\tau_K, 0], \Omega) : V(x_t) = x^T(t) P_0 x(t) + \sum_{k=1}^K \int_{-\tau_k}^0 x_t^T(\theta) \Lambda_k x_t(\theta) d\theta < r\}. \quad (16)$$

当 r 充分小时, 有 $V_r \subset C([-\tau_K, 0], H)$. 令 $r_0 = \sup\{r \geq 0 : V_r \subset C([-\tau_K, 0], H)\}$, 则式(4)的平衡点 $x = 0$ 的吸引域的一个子集是 V_{r_0} . 尽管这种估计方法适用于任意的有界时滞 $\tau_k (k = 1, \dots, K)$, 但从前面的分析不难看出, V_{r_0} 依赖于时滞 τ_k 的边界, 即随着 τ_k 的增加, 吸引域 V_{r_0} 将减小.

5 仿真结果 (Simulation results)

在此, 采用 MATLAB 环境下的 Simulink 仿真模块对系统(4)进行仿真, 来验证上述推论的有效性. 为系统(4)选取各参数如下:

$$C = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 4 \end{bmatrix}, \Delta C = \begin{bmatrix} -0.3 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix},$$

$$T_1 = \begin{bmatrix} -2 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}, \Delta T_1 = \begin{bmatrix} -0.2 & 0.1 \\ -0.1 & -0.1 \end{bmatrix},$$

$$T_2 = \begin{bmatrix} 3 & -2 \\ -2 & 1 \end{bmatrix}, \Delta T_2 = \begin{bmatrix} -0.3 & 0.2 \\ -0.1 & 0.2 \end{bmatrix}.$$

选取 $P_0 = C^{-1} = \begin{bmatrix} 1/3 & 0 \\ 0 & 1/4 \end{bmatrix}$, $s(x) =$

$\left[\frac{2}{\pi} \tan^{-1}(0.2x_1), \frac{2}{\pi} \tan^{-1}(0.3x_2) \right]^T$. 将 $s(x)$ 在原点

处线性化后有 $E^M = \begin{bmatrix} 0.4/\pi & 0 \\ 0 & 0.6/\pi \end{bmatrix}$, 因此 $\bar{\sigma}^M = 0.6/\pi$. 由计算可知, 存在正对角矩阵

$$\Lambda_1 = \begin{bmatrix} 1/3 & 0 \\ 0 & 1/4 \end{bmatrix}, \Lambda_2 = \begin{bmatrix} 1/2 & 0 \\ 0 & 1/3 \end{bmatrix}$$

使得

$$2\|P_0\| \cdot \|\Delta C\| + \sum_{k=1}^2 \|\Lambda_k\| + (\bar{\sigma}^M)^2 \cdot \|P_0\|^2 \cdot \sum_{k=1}^2 \|\Lambda_k^{-1}\| \cdot (\|T_k\| + \|\Delta T_k\|)^2 = 1.419 < 2$$

成立. 因此, 由前面的推论可知, 对于任意的有界时滞 $\tau_k > 0 (k = 1, 2)$, 系统(4)的平衡点 $x = 0$ 是渐近稳定的. 图 1 和图 2 分别为 $\tau_1 = 0.6, \tau_2 = 1$ 及 $\tau_1 = 0.9, \tau_2 = 1.3$ 时, 系统的状态收敛于平衡点 $x = 0$ 的曲线图. 在仿真过程中, 取初始函数为常值函数 $x_0 = [-0.4, 0.7]^T$.

由仿真结果可以看出, 对于任意的有界时滞 $\tau_k (k = 1, 2)$, 系统的状态曲线明显收敛于渐近稳定

平衡点 $x = 0$.

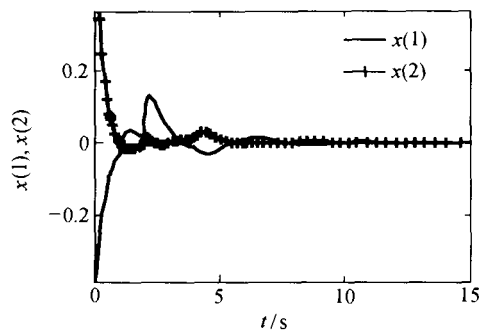


图 1 $\tau_1 = 0.6, \tau_2 = 1$ 时系统的状态曲线

Fig. 1 State curves of system when $\tau_1 = 0.6, \tau_2 = 1$

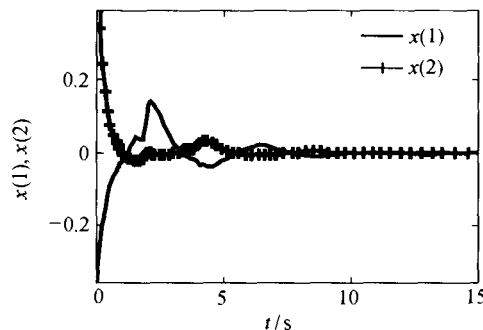


图 2 $\tau_1 = 0.9, \tau_2 = 1.3$ 时系统的状态曲线

Fig. 2 State curves of system when $\tau_1 = 0.9, \tau_2 = 1.3$

6 结论 (Conclusion)

在利用电路实现神经网络的过程中, 时滞及参数摄动是不可避免的. 针对这一情况, 本文研究了一类具有参数摄动的多时滞 Hopfield 神经网络的鲁棒稳定性问题, 给出了对于任意的有界时滞 $\tau_k (k = 1, \dots, K)$ 网络的平衡点 $x = 0$ 均为渐近稳定的充分条件. 在实际应用中, 由于参数摄动的范数通常是有界的, 因此又利用矩阵范数的定义及性质, 给出了一个在实际中便于应用的推论. 本文的结论对于 Hopfield 神经网络的分析 and 设计具有较强的实用价值. 最后, 通过一个仿真实例进一步证明了结论的有效性.

参考文献 (References):

- [1] HOPFIELD J J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 1982, 79(2): 2554 - 2558.
- [2] ZHANG J Y. Global stability analysis in Hopfield neural networks [J]. *Applied Mathematics Letters*, 2003, 16(6): 925 - 931.
- [3] 刘斌, 刘新芝, 廖晓昕. 脉冲 Hopfield 神经网络的 H-稳定性及其脉冲控制器设计 [J]. *控制理论与应用*, 2003, 20(2): 168 - 172.
(LIU Bin, LIU Xinzhì, LIAO Xiaoxin. Robust H-stability of Hopfield neural networks with impulsive effects and design of impulsive con-

- trollers [J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(2): 168 – 172.)
- [4] SI J, MICHEL A N. Analysis and synthesis of a class of discrete-time neural networks with nonlinear interconnections [J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems-I: Fundamental Theory and Applications*, 1994, 41(1): 52 – 58.
- [5] MICHEL A N, GRAY D L. Analysis and synthesis of neural networks with lower block triangular interconnecting structure [J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems*, 1990, 37(10): 1267 – 1283.
- [6] 谭莹, 何振亚. 一种神经网络参数扰动算法及其在机械手控制中的应用[J]. 机器人, 1997, 19(6): 438 – 443.
(TAN Ying, HE Zhenya. A parameter disturbing algorithm for neural networks and its application to manipulator control [J]. *Robot*, 1997, 19(6): 438 – 443.)
- [7] 许荔秦, 胡东成. 混合故障模型下离散 Hopfield 联想存储器的鲁棒性[J]. 清华大学学报(自然科学版), 1999, 39(7): 46 – 49.
(XU Liqin, HU Dongcheng. Robustness of discrete Hopfield associative memories under mixed fault model [J]. *J of Qinghua University* (Natural Science), 1999, 39(7): 46 – 49.)
- [8] MICHEL A N, WANG K, HU B. *Qualitative Theory of Dynamical Systems – The Role of Stability Preserving Mappings* [M]. Second Edition. New York: Marcel Dekker, 2001.
- [9] 廖晓昕. 动力系统的稳定性理论和应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001: 214 – 220.
(LIAO Xiaoxin. *Theory and Application of Stability for Dynamical System* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2001: 214 – 220.)

作者简介:

季 策 (1969—), 女, 东北大学信息科学与工程学院博士研究生, 主要研究方向为神经网络及非线性系统, E-mail: hanfj119@163.net;

张化光 (1959—), 男, 教授, 博士生导师, 1991 年获东南大学产过程自动化专业博士学位, 主要研究方向为神经网络及模糊控制, E-mail: z_hg@tom.com.

Call for Papers

Journal of Control Theory and Applications

Special Issue on Switched Systems

Because of the numerous requests we have received, the deadline for the submission of the special issue has been extended to October 31, 2005.

Please refer to Vol. 2 No. 4 of this journal or visit the website <http://www.scut.edu.cn/cta> for the first announcement.

Prospective authors are invited to e-submit manuscripts to one of the two guest editors below:

Prof. Wijesuriya P. Dayawansa
Dept. of Mathematics
Texas Tech University
Lubbock, TX 79409, USA
Email: wdayawansa@yahoo.com

Prof. Shuzhi Sam Ge
Dept. of Electrical & Computer Engineering
National University of Singapore
10 Kent Ridge Crescent
Singapore 113576
Email: eleges@nus.edu.sg