

文章编号: 1001-0920(2008)07-0767-04

具漏泄时滞的细胞神经网络多周期性分析

楼旭阳, 崔宝同, 吴 炜

(江南大学 通信与控制工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 针对一类具有漏泄时滞细胞神经网络模型, 首先给出该类网络的周期环在饱和区局部指数收敛的充分条件. 研究表明, 一个 n 维网络可以有 2^n 个周期环存在于饱和区, 并且这些周期环是局部指数收敛的. 然后, 研究了该时滞细胞神经网络指数周期的一个特殊情形——指数稳定. 数值例子和仿真结果验证了所得结果的有效性.

关键词: 细胞神经网络; 漏泄时滞; 多周期性; 局部指数收敛

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

Multiperiodicity analysis of cellular neural networks with leakage time lags

LOU Xu-yang, CUI Bao-tong, WU Wei

(College of Communication and Control Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China. Correspondent: LOU Xu-yang, E-mail: Louxuyang28945@163.com)

Abstract: For a class of cellular neural networks with leakage time lags, a sufficient condition for guaranteeing periodic orbits of this kind of networks to be locally exponentially attractive in saturation regions is derived. The results show that an n -dimension neural network can have 2^n periodic orbits located in saturation regions and these periodic orbits are locally exponentially attractive. Moreover, as a special case of exponential periodicity, the exponential stability of the cellular neural network is also characterized. A numerical example and its simulation results show the effectiveness of the obtained results.

Key words: Cellular neural networks; Leakage time lags; Multiperiodicity; Local exponential attractive

1 引 言

近年来, 细胞神经网络 (CNNs) 在信号处理^[1,2]、模式识别^[3]、运动物体速度检测^[4]、视觉机器人控制等领域显示出潜在的应用前景. 人们对 CNNs 和时滞细胞神经网络 (DCNNs) 的动态性分析进行了广泛的研究, 并取得了许多重要成果. 研究 CNNs 和 DCNNs 的稳定性同样具有十分重要的理论意义和应用价值, 对此也已取得了显著的成果^[5-11]. 然而, 这些研究都是针对单稳定性的, 而单稳定网络在计算上是受限制的, 因为它们不能处理重要的神经计算^[12], 例如决策选择等问题. 于是, Zhang 等^[13], Zeng 等^[14,15] 重点研究了 CNNs 和 DCNNs 的多稳定性问题, 并提出一些创新性结果.

除了稳定性, 一个激励状态可能是围绕一个轨

道周期(极限环)振荡的, 即周期性的, 而对 DCNNs 周期性研究比稳定性分析更具有概括性, 因为一个平衡点可以看成是具有任意周期振荡的特殊形式. 文献[16]指出, 这种极限环有望通过存储模式应用到联想记忆中. 另外, DCNNs 的稳定化负反馈项往往瞬时表现出来, 这些项通常称为“遗忘项”或“漏泄项”^[17,18]. Gopalsamy^[19] 指出, 在稳定化负反馈项中的时滞会导致一个系统的不稳定. 因此, 研究具有漏泄时滞的 CNNs 模型稳定性和多周期性具有重要意义.

本文初步探讨了一类具有漏泄时滞 CNNs 模型的指数稳定性和多周期性问题, 利用 CNNs 本身激励函数的特性, 对该网络在饱和区周期解的局部指数收敛性进行了分析, 并得到了一些充分性判据.

收稿日期: 2007-05-16; 修回日期: 2007-09-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60674026); 教育部科学技术研究重点项目(107058); 江苏省自然科学基金项目(BK2007016).

作者简介: 楼旭阳(1982—), 男, 浙江东阳人, 博士生, 从事时滞细胞神经网络的研究; 崔宝同(1960—), 男, 山东淄博人, 教授, 博士生导师, 从事时滞系统的优化与控制等研究.

2 问题描述

考虑如下带漏泄时滞的细胞神经网络:

$$dx_i(t)/dt = -x_i(t - \tau_{ij}(t)) + \sum_{j=1}^n a_{ij}f_j(x_j(t)) + \sum_{j=1}^n b_{ij}f_j(x_j(t - \tau_{ij}(t))) + u_i(t). \quad (1)$$

其中: $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T \in \mathbb{R}^n$ 表示状态向量; $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 和 $B = (b_{ij})_{n \times n}$ 表示联接权矩阵; $u(t) = [u_1(t), u_2(t), \dots, u_n(t)]^T \in \mathbb{R}^n$ 表示具有 ω 周期的一个周期输入向量; $\tau_{ij}(t)$ 为变时滞且满足 $0 \leq \tau_{ij}(t) \leq \tau_{ij}$ (τ_{ij} 为常数, $i, j = 1, 2, \dots, n$); $f_j(\cdot)$ 表示分段线性激励函数, 定义为

$$f_j(v) = \frac{1}{2} (|v + 1| - |v - 1|), \quad j = 1, 2, \dots, n.$$

定义 $C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$ 为 $[t_0 - \tau, t_0]$ 上 \mathbb{R}^n 映射的连续函数空间, 其范数为

$$\|\phi\|_{t_0} = \max_{1 \leq i \leq n} \sup_{s \in [t_0 - \tau, t_0]} |\phi_i(s)|,$$

其中 $\phi(s) = (\phi_1(s), \phi_2(s), \dots, \phi_n(s))^T$. 令

$$\|x\| = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$$

为向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 的向量范数.

对于任意 $\phi \in C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$, 其中

$$\phi(s) = (\phi_1(s), \phi_2(s), \dots, \phi_n(s))^T, \\ \tau_{ij}(s) = (\tau_{1j}(s), \tau_{2j}(s), \dots, \tau_{nj}(s))^T.$$

令

$$\|\phi\|_{t_0} = \max_{1 \leq i \leq n} \sup_{s \in [t_0 - \tau, t_0]} |\phi_i(s) - \tau_{ij}(s)|$$

是一个在 $C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$ 上的度量.

定义

$$\begin{aligned} (-1, +1) &= (-1, +1) \\ (-1, -1)^1 \times [-1, 1]^0 \times (1, +1)^0, \\ [-1, 1] &= (-1, -1)^0 \times [-1, 1]^1 \times (1, +1)^0, \\ (1, +1) &= (-1, -1)^0 \times [-1, 1]^0 \times (1, +1)^1, \\ \mathbb{R} &= (-1, +1) \cup (-1, -1) \cup [-1, 1] \cup (1, +1), \end{aligned}$$

则 $(-1, +1)^n$ 可以分割为 3^n 个子空间, 即

$$\begin{aligned} &= \left\{ \prod_{i=1}^n (-1, -1)^{(i)} \times [-1, 1]^{(i)} \times (1, +1)^{(i)} \right\}; \\ & \left\{ \binom{(i)}{1}, \binom{(i)}{2}, \binom{(i)}{3} \right\} = (1, 0, 0) \text{ or } (0, 1, 0) \text{ or } \\ & (0, 0, 1), \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

并且 \mathbb{R}^n 也可以分割为 3^n 个子空间

$$\Omega_1 = \{[-1, 1]^n\},$$

$$\Omega_2 = \left\{ \prod_{i=1}^n (-1, -1)^{(i)} \times (1, +1)^{(i)}, \binom{(i)}{1} = 1 \text{ or } 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \right\},$$

$$\Omega_3 = \{(-1, -1) \times (-1, -1) \times \dots\}.$$

定义 1 如果 $x^*(t)$ 是 DCNN(1) 的一个孤立周期轨迹, 则称 $x^*(t)$ 是该 DCNN 的周期环, 即存在 $\delta > 0$ 使得 $\forall t \in \mathbb{R}, x^*(t + \delta) = x^*(t)$, 且存在 $\epsilon > 0$ 使得任一 $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$

$\bar{x} \in \{x \mid 0 < x_i - x_i^* < \epsilon, \forall i \in \mathbb{R}^n, t \in \mathbb{R}\}$, 其中 \bar{x} 不是 DCNN(1) 的任意周期轨迹上的点.

定义 2 如果存在常数 $\alpha > 0, \beta > 0$ 使得

$$\|x(t; t_0, \phi) - x^*(t)\| \leq \phi e^{-\alpha(t-t_0)}, \quad \forall t \geq t_0.$$

其中: $x(t; t_0, \phi)$ 是 DCNN(1) 在初始条件 (t_0, ϕ) 下的状态, $\phi \in C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$ 是指数轨迹 $x^*(t)$ 的局部指数收敛集. 当 $\alpha = \beta$ 时, $x^*(t)$ 是全局指数收敛的. 特别地, 当 $x^*(t)$ 为不动点时, 则 DCNN(1) 是全局指数稳定的.

引理 1 令 Ω 为有界且在 \mathbb{R}^n 上的闭集, H 是一个完备矩阵空间在 (\cdot, \cdot, \cdot) 上的映射, 其中

$$\|x, y\|_{t_0} = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i - y_i|, \quad \forall x, y \in \mathbb{R}^n$$

是一个在 \mathbb{R}^n 上的度量. 如果 $H(\Omega) \subset \Omega$, 且存在一个常数 $\lambda < 1$ 使得 $\forall x, y \in \Omega$, 有

$$\|H(x) - H(y)\| \leq \lambda \|x - y\|,$$

则存在 $x_0 \in \Omega$ 使得 $H(x_0) = x_0$.

假设 $N_1 = N_2 = N_3 = \{1, 2, \dots, n\}, N_1 \cap N_2 = \emptyset, N_1 \cap N_3 = \emptyset$ 和 $N_2 \cap N_3 = \emptyset$ 为全集. 定义

$$\begin{aligned} \Omega_1 &= \{x \in \mathbb{R}^n \mid x_i \in (-1, -1), i \in N_1; \\ & x_i \in (1, +1), i \in N_2; \\ & x_i \in [-1, 1], i \in N_3\}. \end{aligned}$$

注意到 $\Omega_1 \subset \mathbb{R}^n$. 如果 N_3 为空, 则定义

$$\Omega_2 = \{x \in \mathbb{R}^n \mid x_i \in (-1, -1), i \in N_1; \\ x_i \in (1, +1), i \in N_2\}.$$

3 主要结果

定理 1 对于 $i \in \{1, 2, \dots, n\}, \forall t \geq t_0$ 有

$$\|u_i(t)\| < a_{ii} - 1 - \sum_{j=1, j \neq i}^n |a_{ij}| - \sum_{j=1}^n |b_{ij}|, \quad (2)$$

则系统(1) 有 2^n 个局部指数收敛极限环在 Ω_2 内.

证明 如果 $\forall s \in [t_0 - \tau, t], x(s) \in \Omega_2$, 由系统(1) 和激励函数特性知

$$\begin{aligned} dx_i(t)/dt &= -x_i(t - \tau_{ij}(t)) - \sum_{j \in N_1} (a_{ij} + b_{ij}) + \\ & \sum_{j \in N_2} (a_{ij} + b_{ij}) + u_i(t). \end{aligned} \quad (3)$$

当 $i \in N_2$ 和 $x_i(t) = 1$ 时,由式(2)和(3)得 $dx_i(t)/dt =$

$$-1 - \sum_{j \in N_1} (a_{ij} + b_{ij}) + \sum_{j \in N_2} (a_{ij} + b_{ij}) + u_i(t) > 0. \tag{4}$$

当 $i \in N_1$ 和 $x_i(t) = -1$ 时,同理有 $dx_i(t)/dt =$

$$1 - \sum_{j \in N_1} (a_{ij} + b_{ij}) + \sum_{j \in N_2} (a_{ij} + b_{ij}) + u_i(t) < 0. \tag{5}$$

式(4)和(5)意味着,如果 $\forall \phi \in C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$, 则 $x(t; t_0, \phi)$ 将保持在 Ω 区域内,且 Ω 是系统(1)的一个不变集.

令 $x_i(t; t_0, \phi)$ 和 $x_i(t; t_0, \psi)$ 分别为系统(1)的两个初始条件 (t_0, ϕ) 和 (t_0, ψ) 的两个状态,其中 $\phi, \psi \in C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$.

由式(1)和(3)易知,对于 $\forall t \geq t_0$, 有 $d(x_i(t; t_0, \phi) - x_i(t; t_0, \psi))/dt = - (x_i(t - \tau; t_0, \phi) - x_i(t - \tau; t_0, \psi))$.
$$\tag{6}$$

因此对于 $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$, 当 $t \geq t_0$ 时,有 $|x_i(t; t_0, \phi) - x_i(t; t_0, \psi)| \leq \|\phi - \psi\|_0 e^{-(t-t_0)}$.
$$\tag{7}$$

定义 $x_\phi^{(j)}(t) = x(t + \tau; t_0, \phi)$, $t \in [t_0 - \tau, t_0]$. 则由式(4)和(5)知

$\phi, x_\phi^{(j)} \in C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$. 由 $H(\phi) = x_\phi^{(j)}$ 定义一个映射 $H: C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n) \rightarrow C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$, 则有 $H(C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)) \subset C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$ 和 $H^m(\phi) = x_\phi^{(m)}$.

选择一正整数 m 使得 $e^{-(m-\tau)} < 1$.
$$\tag{8}$$

从而,联合式(7)和(8)得 $H^m(\phi) - H^m(\psi) \leq \|\phi - \psi\|_0 e^{-(m-\tau)}$

$$\max_{1 \leq i \leq n} \left\{ \sup_{t \in [t_0 - \tau, t_0]} |x_i(m + \tau; t_0, \phi) - x_i(m + \tau; t_0, \psi)| \right\} \leq \|\phi - \psi\|_0 e^{-(m-\tau)}$$

由引理 1 知, H^m 是一个收缩映射,因此存在唯一不动点 $\phi^* \in C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$ 使得 $H^m(\phi^*) = \phi^*$,

且有 $H^m(H(\phi^*)) = H(H^m(\phi^*)) = H(\phi^*)$. 这表明 $H(\phi^*)$ 也是 H^m 的一个不动点. 因此,由映射 H^m 不动点的唯一性知 $H(\phi^*) = \phi^*$, 即 $x_\phi^{(j)} = \phi^*$.

令 $x(t; t_0, \phi^*)$ 为系统(1)初始条件为 (t_0, ϕ^*) 的一个状态. 由式(1)得

$$dx_i(t; t_0, \phi^*)/dt = -x_i(t - \tau; t_0, \phi^*) - \sum_{j \in N_1} (a_{ij} + b_{ij}) + \sum_{j \in N_2} (a_{ij} + b_{ij}) + u_i(t).$$

因此有 $dx_i(t + \tau; t_0, \phi^*)/dt = -x_i(t + \tau - \tau; t_0, \phi^*) - \sum_{j \in N_1} (a_{ij} + b_{ij}) + \sum_{j \in N_2} (a_{ij} + b_{ij}) + u_i(t + \tau) = -x_i(t; t_0, \phi^*) - \sum_{j \in N_1} (a_{ij} + b_{ij}) + \sum_{j \in N_2} (a_{ij} + b_{ij}) + u_i(t)$.

这意味着 $x(t + \tau; t_0, \phi^*)$ 同样也是系统(1)初始条件为 (t_0, ϕ^*) 的一个状态,所以有

$$x(t + \tau; t_0, \phi^*) = x(t; t_0, x_\phi^{(j)}) = x(t; t_0, \phi^*).$$

因此 $x(t; t_0, \phi^*)$ 是系统(1)的一个周期为 τ 的周期轨道. 由式(6)容易看出,带有初始条件 (t, ϕ) 的系统(1)的所有其他状态将随 t 指数收敛到这一周期轨道上,其中 $\phi \in C([t_0 - \tau, t_0], \mathbb{R}^n)$. 所以,此孤立周期轨道 $x(t; t_0, \phi^*)$ 位于 Ω 内,是局部指数收敛的,并且 Ω 是 $x(t; t_0, \phi^*)$ 的一个局部指数收敛集. 既然存在 2^n 个元素在 Ω 上,则存在 2^n 个孤立周期轨道在 Ω 内,且这 2^n 个孤立周期轨道是局部指数收敛的.

推论 1 如果 $u_i(t) = u_i$ (常数), 对于 $\forall t \geq t_0$, $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, 有

$$|u_i| < a_{ii} - 1 - \sum_{j=1, j \neq i}^n |a_{ij}| - \sum_{j=1}^n |b_{ij}|,$$

则系统(1)有 2^n 个局部指数稳定平衡点.

4 仿真示例

考虑如下系统: $dx_1(t)/dt = -x_1(t - 0.8) + 4f_1(x_1(t)) + 0.6f_2(x_2(t)) + f_1(x_1(t - 1)) + 0.5f_2(x_2(t - 1)) + 0.5 \sin t$, $dx_2(t)/dt = -x_2(t - 0.8) + 0.6f_1(x_1(t)) + 4f_2(x_2(t)) + 0.7f_1(x_1(t - 1)) + f_2(x_2(t - 1)) - 0.6 \cos t$.

容易验证 $|0.5 \sin t| < a_{11} - 1 - |a_{12}| - |b_{11}| - |b_{12}| = 0.9$, $| - 0.6 \cos t | < a_{22} - 1 - |a_{21}| - |b_{21}| - |b_{22}| = 0.7$.

根据定理1,该系统有 $2^2 = 4$ 个周期环,且是局部指数收敛的. $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 各40个随机初始条件下的时间响应曲线分别如图1和图2所示,图3为它们的相位图.

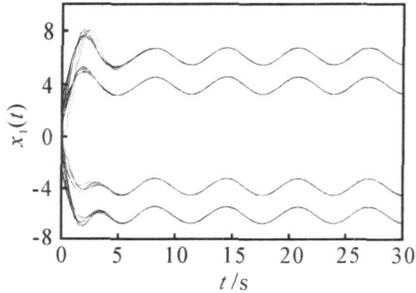


图1 系统状态 $x_1(t)$ 的时间响应曲线

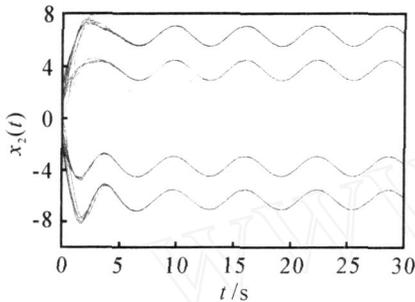


图2 系统状态 $x_2(t)$ 的时间响应曲线

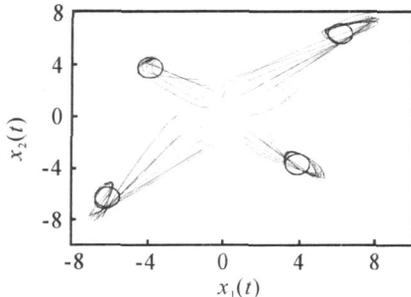


图3 系统状态 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的相位图

5 结 论

本文利用细胞神经网络激励函数的自身特性和不动点定理,分析了一类具有漏泄时滞细胞神经网络的多周期性,给出了网络周期环在饱和区局部指数收敛的充分判据,以及输入向量为常值时多个平衡点指数稳定的充分性条件.数值例子和计算机仿真均表明了所得结果的有效性.

参考文献(References)

- [1] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: Theory [J]. IEEE Trans on Circuits System I, 1988, 35(5): 1257-1272.
- [2] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: Applications[J]. IEEE Trans on Circuits System I, 1988, 35(10): 1273-1290.
- [3] Roska T, Chua L O. Cellular neural networks with nonlinear and delay-type template elements[J]. Int J of

- Circuit Theory and Application, 1992, 20(5): 469-481.
- [4] Roska T, Boros T, Thiran P, et al. Detecting simple motion using cellular neural networks[C]. Proc of IEEE Int Workshop Cellular Neural Networks Applications. Budapest, 1990: 127-138.
- [5] Arik S. On the global asymptotic stability of delayed cellular neural networks[J]. IEEE Trans on Circuits System I, 2000, 47(4): 571-574.
- [6] Cao J. Periodic solutions and exponential stability in delayed cellular neural networks[J]. Physical Review E, 1999, 60(3): 3244-3248.
- [7] 曹进德. 时延细胞神经网络的指数稳定性和周期解[J]. 中国科学(E辑), 2000, 30(6): 541-549.
(Cao J D. Exponential stability and periodic solution for delayed cellular neural networks[J]. Science in China, Series E, 2000, 30(6): 541-549.)
- [8] 王占山, 张化光. 基于LMI的一类中立型延迟神经网络的全局渐近稳定判据[J]. 控制与决策, 2006, 21(5): 527-535.
(Wang Z S, Zhang H G. Global asymptotical stability criteria for a class of delayed neural networks model of neutral type based on LMI[J]. Control and Decision, 2006, 21(5): 527-535.)
- [9] Singh V. Robust stability of cellular neural networks with delay: Linear matrix inequality approach[J]. IEE Proc of Control Theory Application, 2004, 151(1): 125-129.
- [10] Zhang Q, Wei X P, Xu J. An improved result for complete stability of delayed cellular neural networks [J]. Automatica, 2005, 41(2): 333-337.
- [11] Xu S Y, Lam J, Ho D W C, et al. Improved global robust asymptotic stability criteria for delayed cellular neural networks[J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, 2005, 35(6): 1317-1321.
- [12] Hahnloser R. On the piecewise analysis of linear threshold neural networks[J]. Neural Network, 1998, 11(4): 691-697.
- [13] Zhang Y, Tan K K, Lee T H. Multistability analysis for recurrent neural networks with unsaturating piecewise linear transfer functions [J]. Neural Computation, 2003, 15(3): 639-662.
- [14] Zeng Z G, Wang J, Liao X X. Stability analysis of delayed cellular neural networks described using cloning templates[J]. IEEE Trans on Circuits System I, 2004, 51(11): 2313-2324.
- [15] Zeng Z G, Wang J. Multiperiodicity and exponential attractivity evoked by periodic external inputs in delayed cellular neural networks [J]. Neural Computation, 2006, 18(4): 848-870.

(下转第775页)

基于快速在线故障估计,系统在出现时变故障时仍能保持很好的性能,如图 4 所示.在图 5 中,因为自适应学习律 选取较大,所以减小了故障估计误差,提高了故障估计的精度.

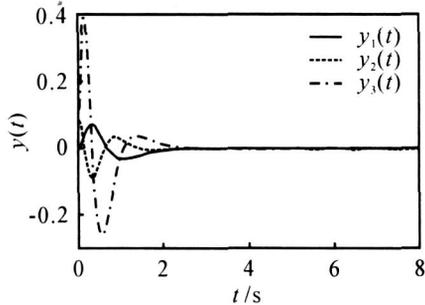


图 4 系统发生时变故障时存在故障调节的输出

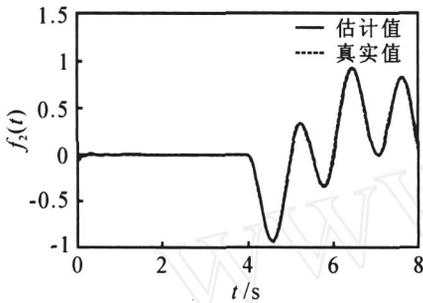


图 5 时变故障的估计

6 结 论

本文基于自适应观测器,给出了一套系统、完整的故障调节设计方法.针对自适应观测器中两个难点问题进行了深入的讨论,并给出了具体的解决方法.将本文思想推广到非线性系统的故障调节中,提高故障估计的性能,通过设计附加控制律使系统保持稳定,这将是下一步研究的重点.

参考文献(References)

[1] Polycarpou M M. Fault accommodation of a class of multivariable nonlinear dynamical systems using a learning approach [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2001, 46(5): 736-742.

[2] 张颖伟,王福利,于戈. 基于一个学习逼近的非线性系统的故障调节[J]. 自动化学报, 2004, 30(5): 757-762.
(Zhang Y W, Wang F L, Yu G. Fault accommodation of a class of nonlinear systems using a learning approach [J]. Acta Automatica Sinica, 2004, 30(5): 757-762.)

[3] 冒泽慧,姜斌. 基于神经网络观测器的一类非线性系统的故障调节[J]. 控制与决策, 2007, 22(1): 11-15.
(Mao Z H, Jiang B. Fault accommodation for a class of nonlinear systems based on neural network observer[J]. Control and Decision, 2007, 22(1): 11-15.)

[4] Edwards C, Spurgeon S K, Patton R J. Sliding mode observers for fault detection and isolation [J]. Automatica, 2000, 36(4): 541-553.

[5] Tan C P, Edwards C. Sliding mode observers for detection and reconstruction of sensor faults [J]. Automatica, 2002, 38(10): 1815-1821.

[6] 陈茂银,周东华. 一类非线性系统的故障诊断[J]. 自动化学报, 2004, 30(6): 1011-1016.
(Chen M Y, Zhou D H. Fault detection and isolation in a class of nonlinear systems [J]. Acta Automatica Sinica, 2004, 30(6): 1011-1016.)

[7] Wang H, Daley S. Actuator fault diagnosis: An adaptive observer-based technique[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1996, 41(7): 1073-1078.

[8] Jiang B, Wang J L, Soh Y C. An adaptive technique for robust diagnosis of faults with independent effects on system outputs [J]. Int J of Control, 2002, 75(11): 792-802.

[9] Jiang B, Staroswiecki M, Cocquempot V. Fault accommodation for nonlinear dynamic systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2006, 51(9): 1578-1583.

[10] Edwards C, Spurgeon S K. On the development of discontinuous observers[J]. Int J of Control, 1994, 59(5): 1211-1229.

(上接第 770 页)

[16] Civalleri P, Gilli M. Practical stability criteria for cellular neural networks [J]. Electronics Letters, 1997, 33(11): 970-971.

[17] Kosko B. Neural networks and fuzzy systems [M]. New Delhi: Prentice Hall, 1992.

[18] Haykin S. Neural networks[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1999.

[19] Gopalsamy K. Stability and oscillations in delay differential equations of population dynamics [M]. Dordrecht: Kluwer Academic, 1992.