

# 时滞双向联想记忆神经网络的全局指数稳定新条件<sup>\*</sup>

王昆仑<sup>1</sup> 袁 警<sup>1</sup> 陈 凌<sup>2</sup>

(合肥学院计算机科学与技术系 合肥 230601)<sup>1</sup> (金陵科技学院 南京 210001)

**摘 要** 运用不等式  $a \prod_{k=1}^m b_k \leq \frac{1}{r} \sum_{k=1}^m q_k b_k + \frac{1}{r} a^r$  ( $a \geq 0, b_k \geq 0, q_k > 0, \sum_{k=1}^m q_k = r-1, r > 1$ ) 和构造新的李雅普洛夫泛函方法, 研究了时滞双向联想记忆神经网络的全局指数稳定性。去掉了相关文献中有关传递函数有界性的假设, 给出了较弱的并且不依赖于时滞的判别条件, 增强了模型的适用性, 在网络的分析和设计中发挥着重要作用。最后我们通过模拟仿真进一步说明所得结果的正确性, 并对双向联想记忆神经网络的收敛速度作了分析。

**关键词** 双向联想记忆, 全局指数稳定性, 神经网络, 李雅普洛夫泛函

## New Conditions for Global Exponential Stability of Delayed Bidirectional Associative Memory Neural Network

WANG Kun-Lun<sup>1</sup> YUAN Min<sup>1</sup> CHEN Ling<sup>2</sup>

(Department of Computer Science and Technology, Hefei University, Hefei 230601)<sup>1</sup>

(Jinling Institute of Technology, Nanjing 210001)<sup>2</sup>

**Abstract** By employing the inequality  $a \prod_{k=1}^m b_k \leq \frac{1}{r} \sum_{k=1}^m q_k b_k + \frac{1}{r} a^r$  ( $a \geq 0, b_k \geq 0, q_k > 0, \sum_{k=1}^m q_k = r-1, r > 1$ ) and constructing a new Lyapunov functional, we give a family of new sufficient conditions for global exponential stability of the delayed bidirectional associative memory neural network. The results allow for the consideration of all unbounded neuron activation functions (but not necessarily surjective), in particular, can analyze the exponential stability for the linear bidirectional associative memory neural network. Moreover, these conditions obtained are independent of delays and possess infinitely adjustable real parameters, which are of highly important significance in the designs and applications of BAM network. An example is also worked out to demonstrate the advantages of our results and give some analysis on the rapidity of convergence for BAM neural network.

**Keywords** Bidirectional associative memory, Global exponential stability, Neural network, Lyapunov functional

## 1 引言

自从 Kosko<sup>[1,2]</sup> 首次提出双向联想记忆神经网络模型以来, 其理论和应用研究引起了科学工作者的很大兴趣, 神经网络理论的应用也已渗透到各个领域, 如在模式识别、信号处理、联想记忆、最优化等方面取得了令人鼓舞的进展。究其原因, 主要因为神经网络有丰富的动力学行为, 如稳定性、收敛性等。因此对神经网络稳定性研究有着十分重要的现实意义, 并且有许多学者对此进行了讨论<sup>[3~11]</sup>。另一方面, 在对 BAM 网络并行计算和最优化的动力学分析中, 为了增加网络的收敛速度和减少网络的计算时间, 要求 BAM 网络的平衡点是全局指数稳定的 (GES)。所以, GES 分析无论在理论上和实践的目的来说都是重要的。然而, 讨论时滞 BAM 网络 GES 的作者较少<sup>[9~11]</sup>。此外, 在上述结果中, 很多文献中都利用了信号传递函数有界性和 Lipschitz 连续性。这种有界性的限制并不令人满意, 因为它对线性系统就无法检验<sup>[12,13]</sup>。另外, 很多信号传递函数都不满足 Lipschitz 条件。例如, Kosko<sup>[14]</sup> 指出, 许多常用的函数都不满足 Lipschitzian 条件。

受上面工作的启发, 本文运用不等式  $a \prod_{k=1}^m b_k \leq \frac{1}{r} \sum_{k=1}^m q_k b_k + \frac{1}{r} a^r$  ( $a \geq 0, b_k \geq 0, q_k > 0, \sum_{k=1}^m q_k = r-1, r > 1$ )<sup>[15]</sup> 和构造

新的李雅普洛夫泛函方法研究时滞 BAM 网络的 GES 基础上, 在不要求信号传递函数有界性和满足 Lipschitzian 条件下, 给出并验证了一族全局指数稳定的新的判别条件。这些条件拥有无穷多个可调实参数, 对网络的分析和设计能发挥重大作用。

## 2 关于 BAM 网络的一些准备

令  $R^n$  表示  $n$  维欧几里得空间,  $C[X, Y]$  表示从拓扑空间  $X$  到拓扑空间  $Y$  的一个连续映射集合。时滞双向联想记忆神经网络模型可描述如下:

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} u_i(t) = -a_i u_i(t) + \sum_{j=1}^n a_{ij} f_j(v_j(t - \tau_{ij})) + I_i \\ \frac{d}{dt} v_i(t) = -b_i v_i(t) + \sum_{j=1}^n b_{ij} g_j(u_j(t - \sigma_{ij})) + J_i, t \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中  $i=1, \dots, n; a_i > 0, b_i > 0$  代表被动衰减率;  $\tau_{ij} > 0, \sigma_{ij} > 0$  为时滞;  $a_{ij}, b_{ij}$  表示联结强度;  $f_j, g_j$  表示神经元信号传递函数;  $I_j, J_j$  是外部输入。系统 (1) 的一个初始条件的形式是:

$$\begin{cases} u_i(t) = \phi_i(t), t \in [-\sigma, 0], \sigma = \max_{0 \leq i, j \leq n} \{\sigma_{ij}\} \\ v_i(t) = \varphi_i(t), t \in [-\tau, 0], \tau = \max_{0 \leq i, j \leq n} \{\tau_{ij}\} \end{cases}$$

其中  $\phi_i(t), \varphi_i(t) (i=1, \dots, n)$  是连续函数。

假设系统 (1) 有一个唯一的连续解, 我们用  $(u(t, 0, \phi), v(t, 0, \varphi))$  表示, 或者在不至于混淆的情况下, 简记为

<sup>\*</sup> 本文得到安徽省教育厅自然科学基金项目基金资助(编号: 2006KJ045B)。王昆仑 教授。

$\begin{pmatrix} u(t) \\ v(t) \end{pmatrix}$ , 其中  $u(t) = (u_1(t), \dots, u_n(t))^T, v(t) = (v_1(t), \dots, v_n(t))^T, \phi(t) = (\phi_1(t), \dots, \phi_n(t))^T, \varphi(t) = (\varphi_1(t), \dots, \varphi_n(t))^T$ .

此外, 我们假设系统(1)有一个唯一的平衡点  $\begin{pmatrix} u^* \\ v^* \end{pmatrix}$ , 而  $u^* = (u_1^*, \dots, u_n^*)^T, v^* = (v_1^*, \dots, v_n^*)^T$ . 对于  $u, v \in R^n, r \geq 1$ , 定义  $\left\| \begin{pmatrix} u(t) \\ v(t) \end{pmatrix} \right\| = \left( \sum_{i=1}^n |u_i|^r + \sum_{i=1}^n |v_i|^r \right)^{\frac{1}{r}}$ . 对于任何  $\phi \in C[[-\sigma, 0], R^n], \varphi \in C[[-\tau, 0], R^n]$ , 定义  $\left\| \begin{pmatrix} \phi \\ \varphi \end{pmatrix} \right\| = \left( \|\phi\|_r + \|\varphi\|_r \right)^{\frac{1}{r}}$ , 其中  $\|\phi\|_r = \sup_{-\sigma \leq \theta < 0} \sum_{i=1}^n |\phi_i(\theta)|^r, \|\varphi\|_r = \sup_{-\tau \leq \theta < 0} \sum_{i=1}^n |\varphi_i(\theta)|^r$ .

**定义 1** 对于  $\forall t \geq 0$ , 如果常数  $\lambda > 0$  并且  $M \geq 1$  时,  $\left\| \begin{pmatrix} u(t) \\ v(t) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} u^* \\ v^* \end{pmatrix} \right\| \leq \left\| \begin{pmatrix} \phi \\ \varphi \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} u^* \\ v^* \end{pmatrix} \right\| Me^{-\lambda t}$  成立, 平衡点  $\begin{pmatrix} u^* \\ v^* \end{pmatrix}$  就是系统(1)的全局指数稳定点.

**引理 [15]** 对于  $a \geq 0, b_k \geq 0, (k=1, \dots, m)$ , 下面的不等式成立:

$$a \prod_{k=1}^m b_k^a \leq \frac{1}{r} \sum_{k=1}^m q_k b_k + \frac{1}{r} a^r$$

其中  $q_k > 0, (k=1, \dots, m)$  是同一常量,  $\sum_{k=1}^m q_k = r-1$ , 并且  $r > 1$ .

首先假设,  $(H_1)$  信号传递函数  $f_j(v_j)$  和  $g_j(u_j), (j=1, \dots, n)$  具有以下性质:

- 1) 当  $v_j - v_j^* \neq 0, u_j - u_j^* \neq 0 (j=1, \dots, n)$  时  
 $(v_j - v_j^*)(f_j(v_j) - f_j(v_j^*)) > 0,$   
 $(u_j - u_j^*)(g_j(u_j) - g_j(u_j^*)) > 0,$

- 2) 存在正数  $\mu_j, \gamma_j$ , 当  $j=1, \dots, n$ , 有

$$\mu_j = \sup_{v_j - v_j^* \neq 0} \frac{f_j(v_j) - f_j(v_j^*)}{v_j - v_j^*},$$

$$\gamma_j = \sup_{u_j - u_j^* \neq 0} \frac{g_j(u_j) - g_j(u_j^*)}{u_j - u_j^*}$$

$(H_2)$  存在常数  $a_{ij}, \beta_{ij} \in R, q_k > 0, d_i > 0, d_{i+n} > 0, (i, j=1, \dots, n; k=1, \dots, m)$ ,

$$\text{使得 } \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n q_k |a_{ij}|^{\frac{m_{ki}}{q_k}} \mu_j + \frac{1}{d_i} \sum_{j=1}^n d_{i+n} |b_{ji}|^{\beta_{ij} m_{ij}} \gamma_i < r a_i$$

$$\text{和 } \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n q_k |b_{ij}|^{\frac{r_{ki}}{q_k}} \gamma_j + \frac{1}{d_{i+n}} \sum_{j=1}^n d_j |a_{ji}|^{\alpha_{ij} m_{ij}} \mu_i < r b_i \text{ 成立.}$$

$$\text{此时 } \sum_{k=1}^m \alpha_k = 1, \sum_{k=1}^m \beta_k = 1, \sum_{k=1}^m q_k = r-1, r \geq 1, i, j=1, \dots, n.$$

### 3 BAM 网络的全局指数稳定性

设  $x_i(t) = u_i(t) - u_i^*; y_i(t) = v_i(t) - v_i^*$ , 其中  $i=1, \dots, n$ ; 系统(1)可表示为如下形式:

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} x_i(t) = -a_i x_i(t) + \sum_{j=1}^n a_{ij} F_j(y_j(t-\tau_{ij})) \\ \frac{d}{dt} y_i(t) = -b_i y_i(t) + \sum_{j=1}^n b_{ij} G_j(x_j(t-\sigma_{ij})), t \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中  $F_j(y_j) = f_j(v_j) - f_j(v_j^*), G_j(x_j) = g_j(u_j) - g_j(u_j^*), i, j=1, \dots, n$ . 系统(3)的初始条件有如下形式:

$$\begin{cases} x_i(t) = \Phi_i(t), t \in [-\sigma, 0], \sigma = \max_{0 \leq i, j \leq n} \{\sigma_{ij}\} \\ y_i(t) = \Psi_i(t), t \in [-\tau, 0], \tau = \max_{0 \leq i, j \leq n} \{\tau_{ij}\} \end{cases} \quad (4)$$

其中  $\Phi_i(t) = \phi_i(t) - u_i^*, \Psi_i(t) = \varphi_i(t) - v_i^*, i=1, \dots, n$ .

明显地, 当且仅当系统(3)的平衡点  $O$  是 GES, 系统(1)的平衡点  $\begin{pmatrix} u^* \\ v^* \end{pmatrix}$  是 GES. 因此, 下面我们仅讨论系统(3)平衡点  $O$  是 GES.

**定理 1** 如果条件  $(H_1)$  和  $(H_2)$  成立, 那么系统(3)的平衡点  $O$  是 GES, 且不依赖于时滞.

**证明:** 根据条件  $(H_2)$ , 存在一个充分小的常数  $0 < \lambda < \max\{a_i, b_i\}$ , 使得

$$\sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n q_k |a_{ij}|^{\frac{m_{ki}}{q_k}} \mu_j + \frac{1}{d_i} \sum_{j=1}^n d_{i+n} |b_{ji}|^{\beta_{ij} m_{ij}} e^{\lambda \sigma} \gamma_i \leq r(a_i - \lambda) \quad (5)$$

$$\text{和 } \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n q_k |b_{ij}|^{\frac{r_{ki}}{q_k}} \gamma_j + \frac{1}{d_{i+n}} \sum_{j=1}^n d_j |a_{ji}|^{\alpha_{ij} m_{ij}} e^{\lambda \tau} \mu_i \leq r(b_i - \lambda), \quad i=1, \dots, n. \quad (6)$$

构造李雅普诺夫泛函如下:

$$\begin{aligned} V(t) = & \sum_{i=1}^n d_i [|x_i(t)|^r e^{\lambda t} + \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^{\alpha_{ij} m_{ij}} e^{\lambda \tau} \mu_j \int_{t-\tau_{ij}}^t |y_j(s)|^r e^{\lambda s} ds] \\ & + \sum_{i=1}^n d_{i+n} [|y_i(t)|^r e^{\lambda t} + \sum_{j=1}^n |b_{ij}|^{\beta_{ij} m_{ij}} e^{\lambda \sigma} \gamma_j \int_{t-\sigma_{ij}}^t |x_j(s)|^r e^{\lambda s} ds] \end{aligned} \quad (7)$$

根据引理 1 并对  $V(t)$  沿系统(1)求全导数得:

$$\begin{aligned} \frac{d^+ V(t)}{dt} \leq & \sum_{i=1}^n r d_i \{ e^{\lambda t} [ -(a_i - \lambda) |x_i(t)|^r + \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^{\alpha_{ij} m_{ij}} \mu_j \\ & (t - \tau_{ij}) | \prod_{k=1}^m |a_{jk}^{\frac{m_{ki}}{q_k}} x_k(t) |^{q_k} ] + \frac{1}{r} [ \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^{\alpha_{ij} m_{ij}} |y_j(t)|^r e^{\lambda(t+\tau)} - \sum_{j=1}^n \mu_j |a_{ij}|^{\alpha_{ij} m_{ij}} |y_j(t - \tau_{ij})|^r e^{\lambda t} ] \} \\ & + \sum_{i=1}^n r d_{i+n} \{ e^{\lambda t} [ -(b_i - \lambda) |y_i(t)|^r + \sum_{j=1}^n |b_{ij}|^{\beta_{ij} m_{ij}} \gamma_j (t - \sigma_{ij}) | \prod_{k=1}^m |b_{jk}^{\frac{r_{ki}}{q_k}} y_k(t) |^{q_k} ] \\ & + \frac{1}{r} [ \sum_{j=1}^n |b_{ij}|^{\beta_{ij} m_{ij}} |x_j(t)|^r e^{\lambda(t+\sigma)} - \sum_{j=1}^n \gamma_j |b_{ij}|^{\beta_{ij} m_{ij}} |x_j(t - \sigma_{ij})|^r e^{\lambda t} ] \} \leq -e^{\lambda t} \sum_{i=1}^n \{ [d_i(a_i - \lambda)r - \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m q_k |a_{ij}|^{\frac{m_{ki}}{q_k}} d_i \mu_j - \sum_{j=1}^n d_{i+n} |b_{ji}|^{\beta_{ij} m_{ij}} e^{\lambda \sigma} \gamma_i] |x_i(t)|^r + [d_{i+n}(b_i - \lambda)r - \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n q_k |b_{ij}|^{\frac{r_{ki}}{q_k}} d_{i+n} \gamma_j - \sum_{j=1}^n d_j |a_{ji}|^{\alpha_{ij} m_{ij}} e^{\lambda \tau} \mu_i] |y_i(t)|^r \} \leq 0, \end{aligned}$$

即  $V(t) \leq V(0)$

从式(7), 得到:

$$\begin{aligned} V(0) \leq & [\max_i \{d_i\} + \max_i \{ \sum_{j=1}^n d_{i+n} \gamma_j |b_{ij}|^{\beta_{ij} m_{ij}} \sigma e^{\lambda \sigma} \}] \|\Phi\|_r \\ & + [\max_i \{d_{i+n}\} + \max_i \{ \sum_{j=1}^n d_i \mu_j |a_{ij}|^{\alpha_{ij} m_{ij}} \tau e^{\lambda \tau} \}] \|\Psi\|_r \end{aligned}$$

$$\text{和 } V(t) \geq \sum_{i=1}^n d_i |x_i(t)|^r e^{\lambda t} + \sum_{i=1}^n d_{i+n} |y_i(t)|^r e^{\lambda t}$$

因此  $\min_i \{d_i, d_{i+n}\} e^{\lambda t} [ \sum_{i=1}^n |x_i(t)|^r + \sum_{i=1}^n |y_i(t)|^r ]$

$$\begin{aligned} \leq & [\max_i \{d_i\} + \max_i \{ \sum_{j=1}^n d_{i+n} \gamma_j |b_{ij}|^{\beta_{ij} m_{ij}} \sigma e^{\lambda \sigma} \}] \|\Phi\|_r \\ & + [\max_i \{d_{i+n}\} + \max_i \{ \sum_{j=1}^n d_i \mu_j |a_{ij}|^{\alpha_{ij} m_{ij}} \tau e^{\lambda \tau} \}] \|\Psi\|_r \end{aligned}$$

从而,  $(\sum_{i=1}^n |x_i(t)|^r + \sum_{i=1}^n |y_i(t)|^r)^{\frac{1}{r}} \leq Me^{-\lambda t} (\|\Phi\|_r + \|\Psi\|_r)^{\frac{1}{r}}, t \geq 0$ ,

其中  $M = \max\{\frac{1}{\min\{d_i, d_{i+n}\}} M_1, \frac{1}{\min\{d_i, d_{i+n}\}} M_2\}^{\frac{1}{r}} \geq 1, M_1 = \max\{d_i\} + \max\{\sum_{j=1}^n d_{i+n} \gamma_j |b_{ij}|^{\beta_{m+1,j}} \sigma e^{k\sigma}\}, M_2 = \max\{d_{i+n}\} + \max\{\sum_{j=1}^n d_i \mu_j |a_{ij}|^{\alpha_{m+1,j}} \tau e^{k\tau}\}$

这说明系统(3)中的平衡点  $O$  是 GES。由此,系统(1)的平衡点  $(u^*, v^*)$  是 GES, 证毕。

根据定理 1, 我们可以很容易地证明下面的定理 2。

**定理 2** 假设  $(H_1)$  成立。此外, 如果存在常数  $\alpha_{kj}, \beta_{jk} \in R$ , 并且  $q_k > 0; i, j = 1, \dots, n, k = 1, \dots, m$  使得

$$\sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m q_k |a_{ij}| \cdot \frac{\alpha_{ki}}{q_k} \mu_j + \sum_{j=1}^n |b_{ji}|^{\beta_{m+1,i}} \gamma_i < r a_i$$

和  $\sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m q_k |b_{ij}| \cdot \frac{\beta_{kj}}{q_k} \gamma_j + \sum_{j=1}^n |a_{ji}|^{\alpha_{m+1,i}} \mu_i < r b_i$

在这里  $\sum_{k=1}^{m+1} \alpha_{kj} = 1, \sum_{k=1}^{m+1} \beta_{kj} = 1, \sum_{k=1}^m q_k = r - 1, r \geq 1, i, j = 1, \dots, n$ 。

则系统(1)中的平衡点是 GES, 并且不依赖于时滞。

**推论** 系统(1)中的平衡点是 GES。如果信号传递函数  $f_j, g_j$  满足  $(H_1)$ 。此外, 如果以下条件成立:

$$(A1) \frac{1}{d_i} \sum_{j=1}^n |b_{ij}| d_{j+n} \gamma_i < a_i, i = 1, \dots, n$$

$$\text{和 } \frac{1}{d_{i+n}} \sum_{j=1}^n |a_{ji}| d_j \mu_i < b_i, i = 1, \dots, n$$

则系统(1)的平衡点是 GES。

本文的方法也可以被用于研究其他系统, 比如, Hopfield 的神经网络系统、细胞神经网络系统等<sup>[16-20]</sup>。此外, 我们推广并改进了文[9~11]中的相关结论。特别地, 在本文中, 我们不要求信号传递函数  $f_j$  和  $g_j$  有界和满足 Lipschitz 条件。

### 4 模拟仿真与收敛分析

考察下面的 4 维时滞 BAM 网络系统:

$$\begin{cases} \frac{du_1(t)}{dt} = -a_1 u_1(t) + a_{11} f_1(v_1(t - \tau_{11})) + a_{12} f_2(v_2(t - \tau_{12})) \\ \frac{du_2(t)}{dt} = -a_2 u_2(t) + a_{21} f_1(v_1(t - \tau_{21})) + a_{22} f_2(v_2(t - \tau_{22})) \\ \frac{dv_1(t)}{dt} = -b_1 v_1(t) + b_{11} g_1(u_1(t - \sigma_{11})) + b_{12} g_2(u_2(t - \sigma_{12})) \\ \frac{dv_2(t)}{dt} = -b_2 v_2(t) + b_{21} g_1(u_1(t - \sigma_{21})) + b_{22} g_2(u_2(t - \sigma_{22})) \end{cases} \quad (8)$$

令  $f_j(v_j) = v_j, g_j(u_j) = u_j, (j = 1, 2)$ 。显然地, 当  $\mu_j = \gamma_j = 1, (j = 1, 2)$  时, 信号传递函数  $f_j$  和  $g_j$  满足  $(H_1)$ , 系统(8)平衡点在  $O$ 。在推论的  $(A_2)$  式中我们选择  $a_1 = 2, a_2 = 5, a_{11} = -\frac{5}{6}, a_{12} = \frac{1}{2}, a_{21} = 2, a_{22} = -3, b_1 = 3, b_2 = 4, b_{11} = b_{12} = -\frac{1}{4}, b_{21} = 1, b_{22} = -3$  且  $d_1 = d_2 = d_3 = d_4 = 1$ , 得到:  $|a_{11}| + |a_{12}| < b_1, |a_{21}| + |a_{22}| < b_2, |b_{11}| + |b_{12}| < a_1, |b_{21}| + |b_{22}| < a_2$ 。使用 Matlab 模拟仿真, 可以得到系统(8)具有唯一的平衡点  $O$ , 并且是全局渐进稳定的, 见图 1、2。图 1 为时滞取为  $\tau_{ij} = \sigma_{ij} = 5$  时系统(8)的状态演化过程, 图 2 中时滞取为  $\tau_{ij} = \sigma_{ij} = 10$  时系统(8)的状态演化过程。表 1 和表 2 分别是时滞  $\tau_{ij} = \sigma_{ij} = 5$ , 而  $w = 0.01$  和  $w = 0.001$  时系统(8)收敛迭代速度

统计(10 次实验数据)表, 表 3 和表 4 是时滞  $\tau_{ij} = \sigma_{ij} = 10$ , 而  $w = 0.01$  和  $w = 0.001$  时系统(8)收敛迭代速度统计(10 次实验数据)表。其中  $w$  是平衡点  $O$  的一个小邻域半径, 即  $|u_{ij} - 0_{\text{平衡点}}| \leq w$  或者  $|v_{ij} - 0_{\text{平衡点}}| \leq w$ 。从中可以看出, 经过若干次迭代, 系统(8)收敛到平衡点  $O$  的一个小邻域; 当  $w$  由 0.01 到 0.001 (即提高一个数量级) 时, 迭代次数仅增加 1/3 左右; 当时滞由 5 增大到 10 时, 迭代次数仅增加 1/2 左右。可见, 收敛速度加快。

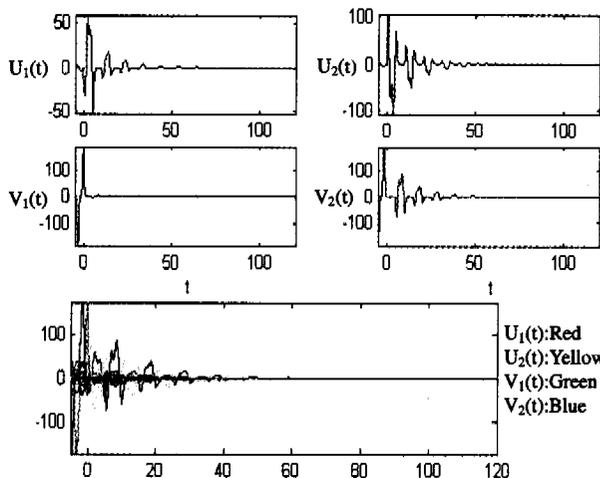


图 1  $\sigma_{ij} = \tau_{ij} = 5$

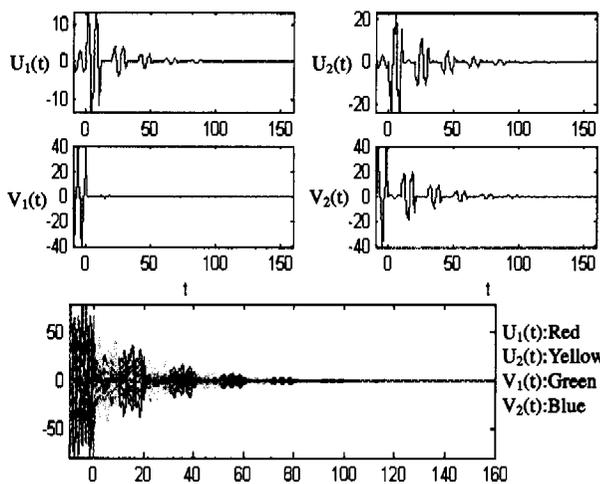


图 2  $\sigma_{ij} = \tau_{ij} = 10$

表 1  $\tau_{ij} = \sigma_{ij} = 5, w = 0.01$  时系统(8)收敛迭代速度统计表(次数)

实验次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
$U_1(t)$	653	446	854	963	860	1066	1064	246	653	850	765.5
$U_2(t)$	755	548	957	1159	1057	1263	1259	441	755	957	915.1
$V_1(t)$	490	192	598	802	700	905	903	49	397	597	563.3
$V_2(t)$	805	597	1006	1114	1012	1309	1215	396	805	1004	926.3

由推论, 系统(8)平衡点  $O$  是 GES, 且不依赖于时滞。显然, 信号传递函数  $f_j$  是无界的, 并且  $g_j$  不满足 Lipschitz 条件。但用文[9~11]中方法很难推出此结论。因此, 我们推广并改进了文[9~11]相应的结果。

(下转第 214 页)

语义的图像检索具有良好的可行性。我们今后的工作是提高图像外部信息的提取精度、扩大图像语义词典的规模、改进语义提取算法并结合图像的底层视觉特征进一步确认图像的语义属性。

### 参考文献

- 王惠锋,孙正兴,王箭. 语义图像检索研究进展. 计算机研究与发展, 2002(5)
- 孟祥增,张华,王翔英,钟义信. WWW 中图像的语义信息提取. 中国人工智能进展; 2003. 北京: 邮电出版社, 2003
- 孟祥增,钟义信,白成杰. 基于属性表征和信息测度的图像检索. 山东师范大学学报(自然科学版), 2004, 3
- Al-Khatib W. Semantic Modeling and Knowledge Representation

(上接第 207 页)

表 2  $\tau_{ij}=\sigma_{ij}=5, w=0.001$  系统(8)收敛迭代速度统计表(次数)

实验次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
$u_1(t)$	859	1164	550	1162	1263	1372	1267	1266	1060	1166	1112.9
$u_2(t)$	1054	1266	652	1265	1367	1568	1369	1369	1163	1268	1234.1
$v_1(t)$	697	907	294	907	1009	1210	1010	1010	804	1004	885.2
$v_2(t)$	1011	1315	702	1314	1414	1523	1418	1418	1211	1318	1264.4

表 3  $\tau_{ij}=\sigma_{ij}=10, w=0.001$  系统(8)收敛迭代速度统计表(次数)

实验次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
$u_1(t)$	1910	1507	901	1872	2115	1912	1873	1506	699	1710	1600.5
$u_2(t)$	2112	1708	1298	2109	2510	2305	2109	1708	1097	2105	1906.1
$v_1(t)$	1404	1000	591	1402	1804	1601	1402	999	389	1399	1199.1
$v_2(t)$	2211	1808	1202	2206	2415	2212	2206	1807	1000	2011	1907.8

表 4  $\tau_{ij}=\sigma_{ij}=10, w=0.001$  系统(8)收敛迭代速度统计表(次数)

实验次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
$u_1(t)$	1913	2043	2316	2648	1912	2107	2313	2310	2512	2114	2218.8
$u_2(t)$	2309	3210	2710	2915	2242	2311	2515	2513	2715	2508	2504.8
$v_1(t)$	1603	1603	2005	2209	1599	1604	1808	1807	2009	1803	1805.0
$v_2(t)$	2341	2407	2617	2979	2212	2409	2614	2611	2813	2415	2541.8

### 参考文献

- Kosko B. Bidirectional associative memories. IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics, 1987, 18, 49~60
- Kosko B. Adaptive bidirectional associative memories. Appl. Optics, 1987, 26, 4947~4960
- Gopalsamy K, He X Z. Delay-independent stability in bidirectional associative memory networks. IEEE Trans. on Neural Networks, 1994, 5, 998~1002
- Harirao V S, Phaneendra Bh R M, Prameela V. Global dynamics of bidirectional associative memory networks with transmission delays. Differential Equations and Dynamical Syst., 1996, 4, 453~471

- in Multimedia Database[J]. IEEE Trans. On Knowledge and Data Engineering, 1999, 11(1), 64~80
- 刘怡,于沛. 基于“知网”的新闻图像检索方法. 河北师范大学学报(自然科学版), 2003(5)
- 曹莉华,胡晓峰. 基于 WWW 的多媒体信息检索. 微型电脑应用, 1998(4)
- 孔桃,赖茂生. 基于语义联想的中文图像搜索引擎——构想与实验. 现代图书情报技术, 2002(3)
- Shen H T, Ooi B C, Tan K L. Giving Meanings to WWW Images. In ACM MM, 2000, 39~47
- Ooi B C, Shen H T, Tan K L. ICICLE: A Semantic-based Retrieval System for WWW Images
- Harirao V S, Phaneendra Bh R M. Global dynamics of bidirectional associative memory networks involving transmission delays and dead zones. Neural Networks, 1999, 12, 455~465
- 刘妹琴. 连续 BAM 神经网络的稳定性分析—LMI/BMI 方法. 电路与系统学报, 2005, 10(3), 52~57
- 周进. 具有时滞的双向联想记忆(BAM)的神经网络的全局动力学行为. 应用数学和力学, 2005, 26(3), 300~308
- Liao X, Yu J. Qualitative analysis of bidirectional associative memory with time delays. Int. J. Circuit Theory Applicat., 1998, 26, 219~229
- Mohamad S. Global exponential stability in continuous-time and discrete time delayed bidirectional neural network. Physica D, 2001, 159, 233~251
- 张强. 时滞双向联想记忆神经网络的全局稳定性. 物理学报, 2003, 52(7), 1600~1605
- 周小平. 含时延的双向联想记忆神经网络的指数吸引性分析. 四川师范大学学报(自然科学版), 2005, 28(4), 386~390
- Forti M, Tesi A. New conditions for global stability of neural networks with application to linear and quadratic programming problems. IEEE Trans. Circuits Syst., 1995, 42, 354~365
- Sudharsanan S I, Sundareshan M K. Exponential stability and a systematic synthesis of a neural networks for quadratic minimization. Neural Networks, 1991, 599~613
- Kosko B. Neural networks and fuzzy systems—a dynamical systems approach to machine intelligence. New Delhi; Prentice-Hall of India, 1994
- Mitrinovic D, Vasic P. Analytic Inequalities. New York; Springer-Verlag, 1970
- Zhao H. Existence of periodic oscillatory solution of reaction-diffusion neural network with delays. Physics Letters A, 2005, 343, 372~383
- Zhao H. Global exponential stability and periodicity of cellular neural networks with variable delays. Physics Letters A, 2005, 336, 331~331
- 陈光俭. 变时滞 Hopfield 神经网络模型的全局指数稳定性和全局吸引性. 工程数学学报, 2005, 22(5), 821~826
- 余昭旭. 一类时滞神经网络系统的指数稳定性. 控制理论与应用, 2005, 22(2), 321~324
- Liu X, Dickson R. Stability analysis of Hopfield neural networks with uncertainty. Mathematical and Computer Modeling, 2001, 34, 353~363