

# 时滞递归神经网络中神经抑制的作用\*

王占山<sup>1) 2)</sup>† 张化光<sup>1)</sup>

1) 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

2) 沈阳理工大学信息学院, 沈阳 110168)

(2005 年 12 月 23 日收到, 2006 年 3 月 28 日收到修改稿)

研究了具有时滞的二阶递归神经网络中抑制自连接的作用, 给出了时滞依赖的全局渐近稳定的充分判据. 研究表明, 抑制自连接可镇定不稳定的网络并使其渐近稳定, 抑制自连接的镇定作用受到网络传输时滞的制约. 仿真示例验证了结果的有效性.

关键词: 递归神经网络, 时滞, 抑制神经元, 动态行为

PACC: 0545

## 1. 引 言

时滞递归神经网络的动态特性及其应用已得到人们的广泛研究<sup>[1-16]</sup>, 并基于各种不同的处理方法得到了平衡点唯一性、全局渐近稳定性和全局指数稳定性的若干充分判据. 在这些所得到的稳定判据中, 有的结果忽略了神经元连接权系数的符号差, 进而没有考虑神经元抑制作用对网络的影响, 只突出了神经元激励的作用<sup>[1-7]</sup>; 有的结果虽然考虑了连接权系数的符号差, 进而考虑了神经元激励和抑制对网络的影响, 却没有给出神经元的抑制作用是如何影响神经网络动态行为的<sup>[8-14]</sup>. 为了说明抑制神经元的作用及神经元抑制作用的发挥与哪些因素有关, 本文针对一类二阶时滞递归神经网络, 通过构造适当的 Lyapunov 泛函, 给出了保证神经网络平衡点全局渐近稳定的时滞依赖的充分判据, 讨论了抑制神经元的作用, 并通过两个仿真例子来说明本文结果的有效性.

## 2. 模型描述及主要结果

考虑如下二阶时滞递归神经网络模型,

$$\frac{du_1(t)}{dt} = -u_1(t) + a_{11}f(u_1(t - \tau_{11})) + a_{12}f(u_2(t - \tau_{12})),$$

$$\frac{du_2(t)}{dt} = -u_2(t) + a_{21}f(u_1(t - \tau_{21})) + a_{22}f(u_2(t - \tau_{22})), \quad (1)$$

其中  $u_i(t)$  表示第  $i$  个神经元状态,  $a_{ij}$  表示神经元连接权系数,  $+|a_{ij}|$  表示神经元的激励,  $-|a_{ij}|$  表示神经元的抑制,  $|\cdot|$  表示绝对值运算,  $\tau_{ij} \geq 0$  表示有界定常传输时滞, 激励函数为双曲正切函数

$$f(u_i(t)) = \tan h(u_i(t)), i, j = 1, 2. \quad (2)$$

本文给出网络(1)的新的时滞依赖的全局渐近稳定充分条件, 并研究神经网络(1)中抑制自连接的作用.

**定理 1** 假设  $a_{12} \cdot a_{21} \neq 0$ , 则网络(1)的平衡点是全局渐近稳定的, 如果存在两个正常数  $d_1 > 0$  和  $d_2 > 0$ , 使得下面矩阵负定,

$$\Omega = \begin{bmatrix} \mu & d_1 a_{12} + d_2 a_{21} \\ d_1 a_{12} + d_2 a_{21} & \rho \end{bmatrix} < 0, \quad (3)$$

其中

$$\begin{aligned} \mu &= d_1[\chi - 1 + a_{11}) \\ &\quad + \tau_{11}|a_{11}|(2h^{-1} + 2|a_{11}| + |a_{12}|) \\ &\quad + \tau_{12}|a_{12}|(2|a_{21}| + |a_{22}| + h^{-1}) \\ &\quad + d_2|a_{21}|[\tau_{22}|a_{22}| + \tau_{21}(h^{-1} + |a_{11}|)], \\ \rho &= d_2[\chi - 1 + a_{22}) \\ &\quad + \tau_{22}|a_{22}|(2h^{-1} + 2|a_{22}| + |a_{21}|) \\ &\quad + \tau_{21}|a_{21}|(2|a_{12}| + h^{-1} + |a_{22}|) \\ &\quad + d_1|a_{12}|[\tau_{11}|a_{11}| + \tau_{12}(h^{-1} + |a_{22}|)]. \end{aligned}$$

\* 国家自然科学基金(批准号 60534010, 60572070, 60521003)和教育部长江学者计划及创新团队资助的课题.

† E-mail: zhanshan\_wang@163.com

证明 考虑 Lyapunov 泛函  $V(u_1(t), u_2(t)) = V_1(u_1(t), u_2(t)) + V_2(u_1(t), u_2(t))$  其中

$$V_1 = V_1(u_1(t), u_2(t)) = d_1 \int_0^{u_1(t)} f(s) ds + d_2 \int_0^{u_2(t)} f(s) ds, \quad (4)$$

$V_2 = V_2(u_1(t), u_2(t))$ 将在后面给出表示形式.  $V_1$  沿着网络(1)的轨迹求导数得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= d_1 f(u_1(t))[-u_1(t) + a_{11} f(u_1(t - \tau_{11})) \\ &\quad + a_{12} f(u_2(t - \tau_{12}))] \\ &\quad + d_2 f(u_2(t))[-u_2(t) + a_{21} f(u_1(t - \tau_{21})) \\ &\quad + a_{22} f(u_2(t - \tau_{22}))] \\ &= d_1 f(u_1(t))[-u_1(t) + a_{11} f(u_1(t))] \\ &\quad + d_1 f(u_1(t)) [E + F] \\ &\quad + d_2 f(u_2(t))[-u_2(t) + a_{22} f(u_2(t))] \\ &\quad + d_2 f(u_2(t)) [G + H] \\ &\quad + (d_1 a_{12} + d_2 a_{21}) f(u_1(t)) f(u_2(t)), \quad (5) \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} E &= a_{11} \int_t^{t-\tau_{11}} f'(u_1(s)) u_1'(s) ds, \\ F &= a_{12} \int_t^{t-\tau_{12}} f'(u_2(s)) u_2'(s) ds, \\ G &= a_{22} \int_t^{t-\tau_{22}} f'(u_2(s)) u_2'(s) ds, \\ H &= a_{21} \int_t^{t-\tau_{21}} f'(u_1(s)) u_1'(s) ds. \end{aligned}$$

因为  $f(u_i(t)) = \tanh(u_i(t))$ , 则  $0 < h \leq$

$f'(u_i(t)) < 1$ , 进而  $|u_i(t)| < \frac{|f(u_i(t))|}{h}, i = 1, 2$ .

同时, 下面不等式成立:

$$\begin{aligned} |f(u_1(t))E| &= |f(u_1(t))| \cdot |a_{11}| \\ &\quad \times \int_{t-\tau_{11}}^t |f'(u_1(s))| \cdot |\dot{u}_1(s)| ds \\ &\leq |f(u_1(t))| \cdot |a_{11}| \int_{t-\tau_{11}}^t [|u_1(s)| \\ &\quad + |a_{11}| |f(u_1(s - \tau_{11}))| \\ &\quad + |a_{12}| |f(u_2(s - \tau_{12}))|] ds. \quad (6) \end{aligned}$$

根据不等式  $2ab \leq qa^2 + q^{-1}b^2$ , 其中  $q > 0, a, b$  为任意标量, 则有

$$\begin{aligned} &|a_{11}| |f(u_1(s - \tau_{11}))| |f(u_1(t))| \\ &\leq \frac{|a_{11}|}{2} [|f(u_1(t))|^2 \\ &\quad + |f(u_1(s - \tau_{11}))|^2], \quad (7) \\ &|a_{12}| |f(u_2(s - \tau_{12}))| |f(u_1(t))| \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\leq \frac{|a_{12}|}{2} [|f(u_1(t))|^2 \\ &\quad + |f(u_2(s - \tau_{12}))|^2], \quad (8) \\ &|u_1(s)| |f(u_1(t))| \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\leq \frac{1}{2} [h^{-1} |f(u_1(t))|^2 + h |u_1(s)|^2] \\ &\leq \frac{1}{2} [h^{-1} |f(u_1(t))|^2 \\ &\quad + h^{-1} |f(u_1(s))|^2]. \quad (9) \end{aligned}$$

将(7)–(9)式代入(6)式中可得

$$\begin{aligned} &|f(u_1(t))E| \\ &\leq T_1 \tau_{11} |f(u_1(t))|^2 \\ &\quad + 0.5 |a_{11}| \int_{t-\tau_{11}}^t \alpha_1(s) ds, \quad (10) \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} T_1 &= 0.5 |a_{11}| (h^{-1} + |a_{11}| + |a_{12}|), \\ \alpha_1(s) &= h^{-1} |f(u_1(s))|^2 \\ &\quad + |a_{12}| |f(u_2(s - \tau_{12}))|^2 \\ &\quad + |a_{11}| |f(u_1(s - \tau_{11}))|^2. \end{aligned}$$

同理可得

$$\begin{aligned} &|f(u_1(t))F| \\ &\leq T_2 \tau_{12} |f(u_1(t))|^2 \\ &\quad + 0.5 |a_{12}| \int_{t-\tau_{11}}^t \alpha_2(s) ds, \quad (11) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &|f(u_2(t))G| \\ &\leq T_3 \tau_{22} |f(u_2(t))|^2 \\ &\quad + 0.5 |a_{22}| \int_{t-\tau_{11}}^t \alpha_2(s) ds, \quad (12) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &|f(u_2(t))H| \\ &\leq T_4 \tau_{21} |f(u_2(t))|^2 \\ &\quad + 0.5 |a_{21}| \int_{t-\tau_{11}}^t \alpha_1(s) ds, \quad (13) \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} T_2 &= 0.5 |a_{12}| (h^{-1} + |a_{21}| + |a_{22}|), \\ T_3 &= 0.5 |a_{22}| (h^{-1} + |a_{21}| + |a_{22}|), \\ T_4 &= 0.5 |a_{21}| (h^{-1} + |a_{11}| + |a_{12}|), \\ \alpha_2(s) &= h^{-1} |f(u_2(s))|^2 \\ &\quad + |a_{21}| |f(u_1(s - \tau_{11}))|^2 \\ &\quad + |a_{22}| |f(u_2(s - \tau_{22}))|^2. \end{aligned}$$

此外

$$-f(u_i(t))u_i(t) \leq -f^2(u_i(t)), i = 1, 2. \quad (14)$$

将(10)–(14)式代入(5)式中得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & d_1[-1 + a_{11} + T_1 \tau_{11} + T_2 \tau_{12}]f^2(u_1(t)) \\ & + d_2[-1 + a_{22} + T_3 \tau_{22} + T_4 \tau_{21}]f^2(u_2(t)) \\ & + 0.5d_1[|a_{11}| \int_{t-\tau_{11}}^t \alpha_1(s) \lambda ds \\ & + |a_{12}| \int_{t-\tau_{12}}^t \alpha_2(s) \lambda ds] \\ & + 0.5d_2[|a_{22}| \int_{t-\tau_{22}}^t \alpha_2(s) \lambda ds \\ & + |a_{21}| \int_{t-\tau_{21}}^t \alpha_1(s) \lambda ds] \\ & + (d_1 a_{12} + d_2 a_{21})f(u_1(t))f(u_2(t)). \end{aligned} \quad (15)$$

定义  $V_2 = V_2(u_1(t), u_2(t))$  为如下形式：

$$\begin{aligned} V_2 = & 0.5d_1|a_{11}| \left[ \int_{t-\tau_{11}}^t \int_s^t \alpha_1(\theta) \lambda d\theta ds \right. \\ & + |a_{12}| \tau_{11} \int_{t-\tau_{12}}^t f^2(u_2(s)) \lambda ds \\ & + |a_{11}| \tau_{11} \int_{t-\tau_{11}}^t f^2(u_1(s)) \lambda ds \\ & + 0.5d_1|a_{12}| \left[ \int_{t-\tau_{12}}^t \int_s^t \alpha_2(\theta) \lambda d\theta ds \right. \\ & + |a_{21}| \tau_{12} \int_{t-\tau_{11}}^t f^2(u_1(s)) \lambda ds \\ & + |a_{22}| \tau_{12} \int_{t-\tau_{22}}^t f^2(u_2(s)) \lambda ds \\ & + 0.5d_2|a_{22}| \left[ \int_{t-\tau_{22}}^t \int_s^t \alpha_2(\theta) \lambda d\theta ds \right. \\ & + |a_{21}| \tau_{22} \int_{t-\tau_{12}}^t f^2(u_1(s)) \lambda ds \\ & + |a_{22}| \tau_{22} \int_{t-\tau_{22}}^t f^2(u_2(s)) \lambda ds \\ & + 0.5d_2|a_{21}| \left[ \int_{t-\tau_{21}}^t \int_s^t \alpha_1(\theta) \lambda d\theta ds \right. \\ & + |a_{12}| \tau_{21} \int_{t-\tau_{12}}^t f^2(u_2(s)) \lambda ds \\ & + |a_{11}| \tau_{21} \int_{t-\tau_{11}}^t f^2(u_1(s)) \lambda ds \left. \right]. \end{aligned} \quad (16)$$

这样，

$$\begin{aligned} & \dot{V}(u_1(t), u_2(t)) \\ \leq & 0.5[\bar{\mu}f^2(u_1(t)) + \bar{\rho}f^2(u_2(t)) \\ & + \mathcal{X}(d_1 a_{12} + d_2 a_{21})f(u_1(t))f(u_2(t))] \\ = & 0.5[f(u_1(t))f(u_2(t))] \\ & \times \bar{\Omega}[f(u_1(t))f(u_2(t))]^T, \end{aligned} \quad (17)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{\Omega} = & \begin{bmatrix} \bar{\mu} & d_1 a_{12} + d_2 a_{21} \\ d_1 a_{12} + d_2 a_{21} & \bar{\rho} \end{bmatrix}, \quad (18) \\ \bar{\mu} = & d_1[\mathcal{X}(-1 + a_{11}) + \tau_{11}(|a_{11}|h^{-1} \\ & + |a_{11}|^2 + 2T_1) + \tau_{12}(|a_{12}| |a_{21}| \\ & + 2T_2)] + d_2[\tau_{22}|a_{22}| |a_{21}| \\ & + \tau_{21}(|a_{21}|h^{-1} + |a_{11}| |a_{21}|)], \\ \bar{\rho} = & d_2[\mathcal{X}(-1 + a_{22}) + \tau_{22}(|a_{22}|h^{-1} \\ & + |a_{22}|^2 + 2T_3) + \tau_{21}(|a_{21}| |a_{12}| \\ & + 2T_4)] + d_1[\tau_{11}|a_{11}| |a_{12}| \\ & + \tau_{12}(|a_{12}|h^{-1} + |a_{12}| |a_{22}|)], \end{aligned}$$

显然, 如果  $\bar{\Omega} < 0$  则

$\dot{V}(u_1(t), u_2(t)) \leq -\epsilon[f^2(u_1(t)) + f^2(u_2(t))]$ , 其中  $\rho < \epsilon \leq 0.5\lambda_m(-\bar{\Omega})$  为一正常数,  $\lambda_m(-\bar{\Omega})$  表示正定矩阵  $-\bar{\Omega}$  的最小特征值. 对该不等式积分则有  $\int_0^\infty [f^2(u_1(t)) + f^2(u_2(t))] < \infty$ , 同时由于  $f^2(u_1(t))$  和  $f^2(u_2(t))$  在  $\mathbb{R}^+$  上一致连续, 根据 Barbalat 引理<sup>[7]</sup>, 则有

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} |f(u_1(t))| = 0, \lim_{t \rightarrow +\infty} |f(u_2(t))| = 0.$$

再考虑到  $f(u_i(t)) = \tanh(u_i(t))$  的情况,  $i = 1, 2$ , 则有  $\lim_{t \rightarrow +\infty} u_1(t) = 0, \lim_{t \rightarrow +\infty} u_2(t) = 0$ , 进而神经网络 (1) 的平衡点是全局渐近稳定的. 将  $T_i, i = 1, 2, 3, 4$  代入 (18) 式中, 并整理可得 (3) 式. 证毕.

**说明 1** 定理 1 表明, 自抑制连接  $a_{ii} < 0, i = 1, 2$ , 在神经网络 (1) 的稳定性中具有重要作用. 对于无时滞的网络 (1) 若是稳定的, 根据定理 1 可知, 则当各通道中存在时滞且时滞值很小时, 无时滞神经网络与有时滞神经网络具有相同的稳定特性. 但当时滞超出某一范围时, 此时的时滞神经网络 (1) 将丧失稳定性. 可见, 自抑制连接在时滞神经网络中具有镇定网络的重要作用, 但其镇定作用受网络时滞大小的影响.

**说明 2** 文献 [7, 13, 14] 研究了一类时滞神经网络的稳定性问题, 给出了时滞依赖的稳定判据, 但本文研究的网络 (1) 不能够表示成文献 [7, 13, 14] 中的模型, 即网络 (1) 代表了另一类网络模型, 进而本文的定理 1 不同于文献 [7, 13, 14] 中的结果. 此外, 文献 [7, 13, 14] 研究的是时滞神经网络的稳定性问题, 而本文旨在研究神经抑制作用对于网络动态行为的影响.

### 3. 仿真示例

**例 1** 考虑神经网络(1),其中,连接权系数分别为  $a_{11} = 0, a_{12} = 2, a_{21} = -1.5, a_{22} = 0$ ,即网络(1)不存在自连接情况.文献[1]已经表明,当  $\tau_{12} + \tau_{21}$  之和大于 0.8 时,神经网络(1)的原点将不再稳定,并在  $\tau_{12} = 0.325, \tau_{21} = 0.525$  时,所得到的相轨迹如图 1 所示,状态响应曲线如图 2 所示.根据上述网络参数,文献[2—6]中的相应结果都不成立.

在文献[1]中所采用的网络参数的基础上,若选取参数  $a_{11} = -2.5, a_{12} = 2, a_{21} = -1.5, a_{22} = -1.6, \tau_{11} = 0.05, \tau_{12} = 0.325, \tau_{21} = 0.525, \tau_{22} = 0.1$ ,即增加了抑制自连接的作用及适当的传输时滞,对于这组参数,文献[3,5]中的相应稳定结果也都成立,即网络(1)是指数稳定的且具有唯一平衡点,但文献[4]的定理 1 和文献[6]的定理 3 此时不能判定网络(1)

的稳定性.按照上述网络参数所得到的相轨迹和响应曲线如图 3 和图 4 所示.可见,增加的抑制自连接在适当的时滞大小的约束下将不稳定的网络镇定到了原点.

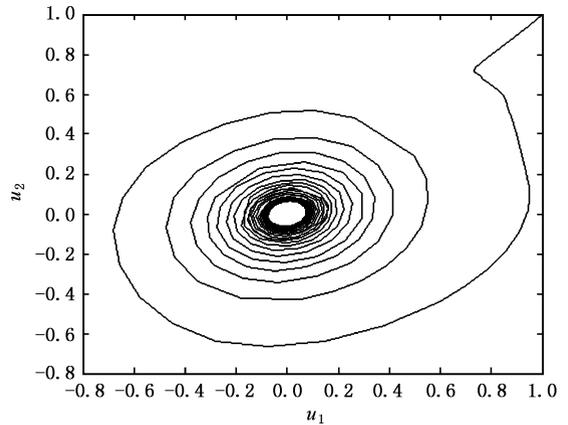


图 1 网络(1)在参数为  $a_{11} = 0, a_{12} = 2, a_{21} = -1.5, a_{22} = 0, \tau_{12} = 0.325, \tau_{21} = 0.525$  时的相轨迹

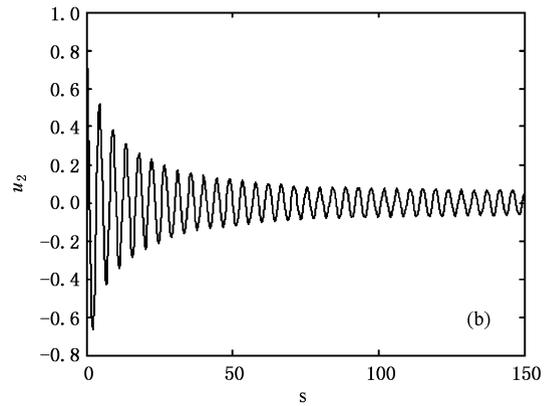
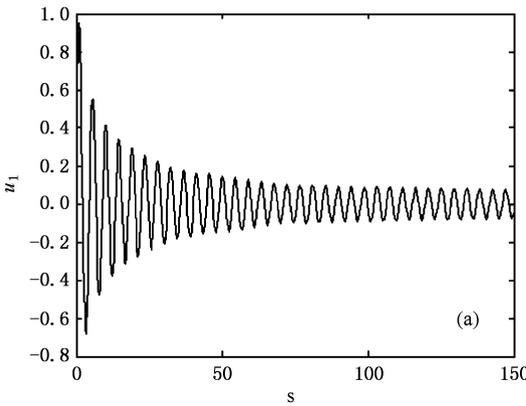


图 2 网络(1)在参数为  $a_{11} = 0, a_{12} = 2, a_{21} = -1.5, a_{22} = 0, \tau_{12} = 0.325, \tau_{21} = 0.525$  时的状态响应曲线

如果仍保持网络(1)的连接权系数不变,即  $a_{11} = -2.5, a_{12} = 2, a_{21} = -1.5, a_{22} = -1.6$ ,只改变自抑制连接通道中的时滞大小,即  $\tau_{11} = 0.5, \tau_{12} = 0.325, \tau_{21} = 0.525, \tau_{22} = 1$ ,此时,文献[2]的定理 2.1 及本文的定理 1 都不成立,相轨迹如图 5 所示.显然,这种现象是文献[3,5]中的结果所不能解释的.因此,通过本例说明,一方面,忽略神经元抑制作用的结果将使网络自身固有的某些特性得不到充分认识和利用,另一方面,忽略神经元抑制作用的稳定结果或者过于保守<sup>[4,6]</sup>,或者需附加一些其他条件来弥补因未考虑神经元抑制作用所带来的影响<sup>[2,7]</sup>,或者所得到的结果将不能判定网络的稳定性<sup>[3,5]</sup>.

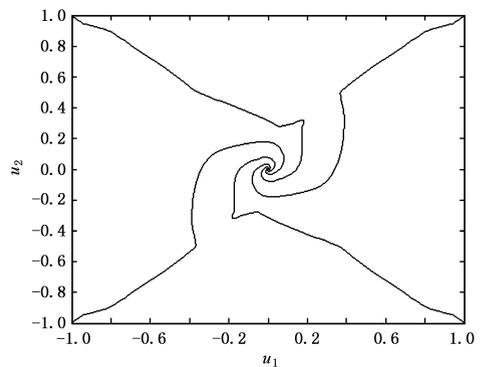


图 3 网络(1)在参数为  $a_{11} = -2.5, a_{12} = 2, a_{21} = -1.5, a_{22} = -1.6, \tau_{11} = 0.05, \tau_{12} = 0.325, \tau_{21} = 0.525, \tau_{22} = 0.1$  时的相轨迹

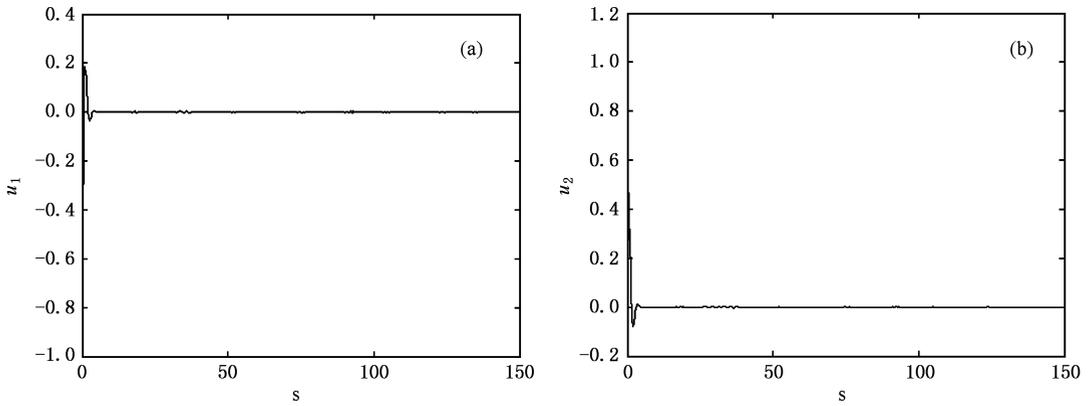


图 4 网络(1)在参数为  $a_{11} = -2.5, a_{12} = 2, a_{21} = -1.5, a_{22} = -1.6, \tau_{11} = 0.05, \tau_{12} = 0.325, \tau_{21} = 0.525, \tau_{22} = 0.1$  时的状态响应曲线

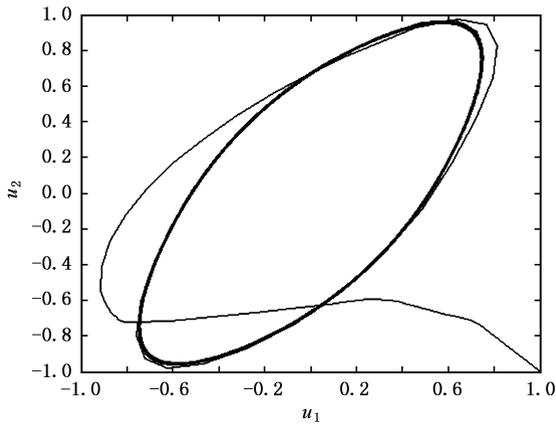


图 5 网络(1)在参数为  $a_{11} = -2.5, a_{12} = 2, a_{21} = -1.5, a_{22} = -1.6, \tau_{11} = 0.5, \tau_{12} = 0.325, \tau_{21} = 0.525, \tau_{22} = 1$  时的相轨迹

例 2 考虑如下时滞神经网络,

$$\frac{du_1(t)}{dt} = -u_1(t) - \tanh(u_1(t - 0.5\tau))$$

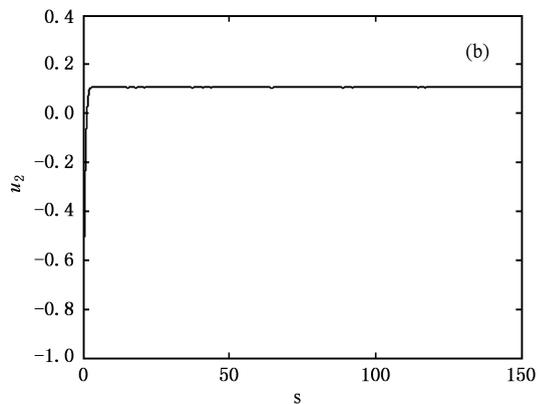
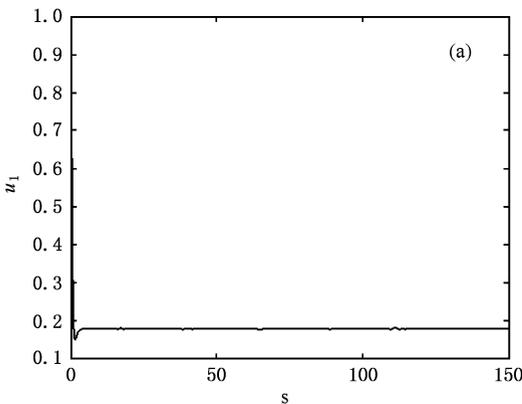


图 6 网络(19)的状态曲线,  $\tau = 0.2072$

$$\begin{aligned} & + 0.5 \tanh(u_2(t - \tau)) + 0.3, \\ \frac{du_2(t)}{dt} = & -u_2(t) - 0.5 \tanh(u_1(t - \tau)) \\ & - \tanh(u_2(t - 0.5\tau)) + 0.3. \end{aligned} \quad (19)$$

因为激励函数  $\tanh(u_i(t))$  有界且连续单调可微, 根据文献 [7] 可知, 网络(19)的轨迹必有界. 令

$$\limsup_{t \rightarrow \infty} |u_1(t)| \leq S_1, \quad \limsup_{t \rightarrow \infty} |u_2(t)| \leq S_2,$$

此时,

$$\begin{aligned} S_1 &= \tanh(S_1) + 0.5 \tanh(S_2) + 0.3, \\ S_2 &= 0.5 \tanh(S_1) + \tanh(S_2) + 0.3. \end{aligned} \quad (20)$$

对上式作差并根据中值定理得

$$\begin{aligned} S_1 - S_2 &= 0.5 (\tanh(S_1) - \tanh(S_2)) \\ &= 0.5 (\tanh(s))' (S_1 - S_2), \end{aligned}$$

因为  $0 < (\tanh(s))' < 1$ , 则  $S_1 = S_2$ , 进而  $S_1 = 1.5 \tanh(S_1) + 0.3$ , 经计算可得  $S_1 = S_2 < 1.71$ , 则  $h$

$$< \frac{4}{(e^{1.71} + e^{-1.71})^2} = 0.1227. \text{ 取 } d_1 = d_2 = 1 \text{ 根据定理}$$

1 可得  $\tau \leq \frac{4}{3 + 2h^{-1}} = 0.2072$ .

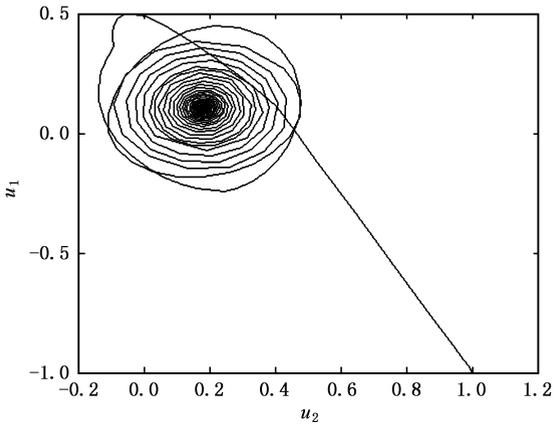


图 7 网络(19)的相轨迹,  $\tau = 4.15$

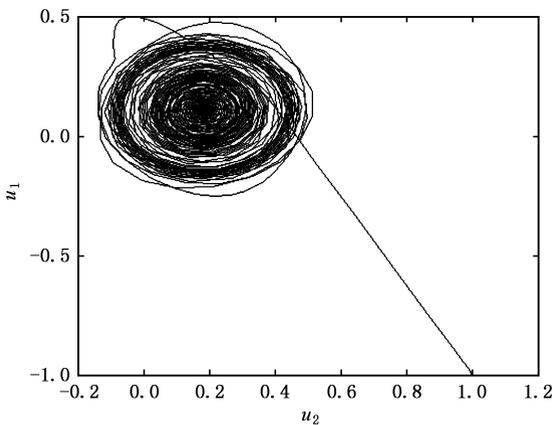


图 8 网络(19)的相轨迹,  $\tau = 4.5$

这样,根据定理 1 可知,当  $\tau \leq 0.2072$  时,网络 (19) 是全局渐近稳定的. 当  $\tau = 0.2072$ , 初始状态为  $[u_1(s) \ u_2(s)] = [1, -1] - \tau \leq s \leq 0$  时的状态曲线如图 6 所示. 对于给定的网络权值, 如果增大网络中的时滞, 则可发现当  $\tau \leq 4.15$  时, 网络 (19) 仍然是全局渐近稳定的, 其相轨迹如图 7 所示. 如果继续增大时滞值, 网络已不再稳定, 且呈现复杂的动态行为, 见图 8—10.

通过上面的两个仿真例子可见, 抑制神经元能起到镇定网络的作用, 忽略了神经元的抑制作用, 即连接权系数的符号差, 将使神经网络的某些特性被掩盖了. 同时, 神经元的抑制作用也受到时滞作用的制约. 对于一定的抑制强度, 时滞越小则网络稳定性越强, 若时滞超出了某一范围, 网络将不再稳定, 代

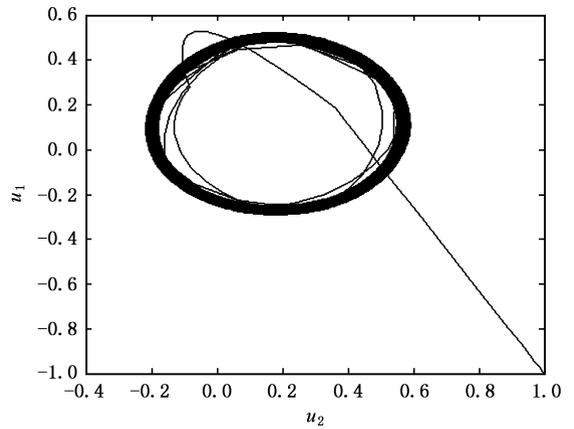


图 9 网络(19)的相轨迹,  $\tau = 5$

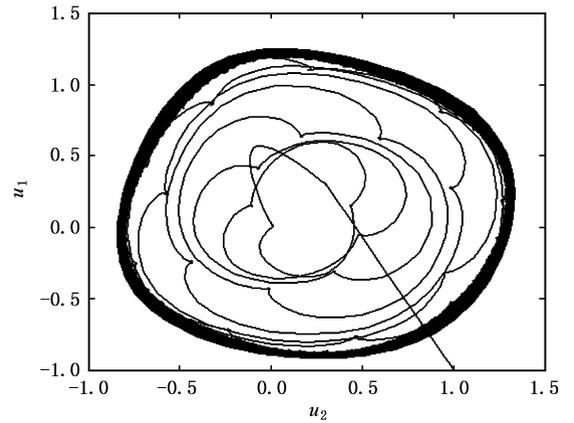


图 10 网络(19)的相轨迹,  $\tau = 30.5$

之以周期解或更复杂的动态行为. 因此, 神经元的抑制作用对网络的动态行为具有重要影响, 而且其作用的发挥明显受到时滞大小的约束.

### 4. 结 论

神经元的激励和抑制之间的相互作用使神经网络具有十分丰富的动力学行为, 而目前关于神经网络稳定性的很多结论都忽略了神经元的抑制作用, 仅考虑了神经元激励的作用; 而考虑了神经元激励和抑制的结果, 也没有表明抑制神经元是如何影响网络动态行为的. 本文通过研究表明, 神经元自抑制连接具有一定的镇定作用, 且其作用的发挥明显受到传输通道中时滞大小的制约. 如何进一步降低本文结果对时滞上界估计的保守性, 将是进一步研究的方向.

- [ 1 ] Wei J J , Ruan S G 1999 *Physica D* **130** 255
- [ 2 ] Van Den Driessche P , Wu J H , Zou X F 2001 *Physica D* **150** 84
- [ 3 ] Zhang Y 1996 *International Journal of System Science* **27** 227
- [ 4 ] Huang H , Ho D W C , Cao J D 2005 *Neural Networks* **18** 161
- [ 5 ] Peng J G , Qiao H , Xu Z B 2002 *Neural Networks* **15** 95
- [ 6 ] Zhang J Y , Jin X S 2000 *Neural Networks* **13** 745
- [ 7 ] Tu F H , Liao X F , Zhang W . 2006 *Chaos , Solitons and Fractals* **28** 437
- [ 8 ] Zhang Q , Gao L , Wang C *et al* 2003 *Acta Phys . Sin .* **52** 1606 ( in Chinese ) 张 强、高 琳、王超等 2003 *物理学报* **52** 1606 ]
- [ 9 ] Xu S Y , Lam J , Ho D W C , Zou Y 2005 *IEEE Transactions on Circuits and Systems- II* **52** 349
- [ 10 ] Cao J D , Wang J 2005 *IEEE Transactions on Circuits and Systems- II* **52** 417
- [ 11 ] Wang Z S , Zhang H G 2005 *Journal of Jilin University* ( Engineering and Technology Edition ) **35** 621 ( in Chinese ) 王占山、张化光 2005 *吉林大学学报(工学版)* **35** 621 ]
- [ 12 ] Wang H X , He C 2003 *Acta Phys . Sin .* **52** 2409 ( in Chinese ) 王宏霞、何 晨 2003 *物理学报* **52** 2409 ]
- [ 13 ] Zhang Q , Wei X P , Xu J 2003 *Phys . Lett . A* **318** 399
- [ 14 ] Zhang Q , Wei X P , Xu J 2005 *Chaos , Solitons and Fractals* **23** 1363
- [ 15 ] Yu L F , Fang J C 2005 *Acta Phys . Sin .* **54** 4012 ( in Chinese ) 于 灵慧、房建成 2005 *物理学报* **54** 4012 ]
- [ 16 ] Tan W , Wang Y N , Zeng Z F *et al* 2004 *Chinese Physics* **13** 459

## The role of inhibitory neuron in a delayed neural network \*

Wang Zhan-Shan<sup>1,2)</sup> Zhang Hua-Guang<sup>1)</sup>

<sup>1</sup> *School of Information Science and Engineering , Northeastern University , Shenyang 110004 , China )*

<sup>2</sup> *School of Information Science and Engineering , Shenyang Ligong University , Shenyang 110168 , China )*

( Received 23 December 2005 ; revised manuscript received 28 March 2006 )

### Abstract

The role of inhibitory self-connection in a second order recurrent neural network with delays has been investigated. A sufficient condition is proposed to guarantee the global asymptotical stability of the equilibrium point for the delayed neural network. The results indicate that an unstable neural network without inhibitory interconnections can be asymptotically stabilized to a unique equilibrium point via embedding inhibitory self-connections with proper strengths, and the role of inhibitory self-connections will be restricted by the magnitude of transmission delays. Two simulation examples are used to show the effectiveness of the obtained result.

**Keywords** : recurrent neural network , delay , inhibitory neuron , dynamics

**PACC** : 0545

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China ( Grant Nos. 60534010 ,60572070 ,60521003 ) and the Program of Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University.