第 40 卷 第 2 期　　西 安 交 通 大 学 学 报　　Vol. 40 №2
2006 年 2 月　　JOURNAL OF XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY　　Feb. 2006

Cohen-Grossberg 神经网络的指数稳定性

万安华，王绵森，彭济根
（西安交通大学理学院，710049，西安）

摘要：研究了 Cohen-Grossberg 神经网络模型的指数稳定性. 运用非线性测度方法证明了神经网络平衡点的存在性和惟一性，接着通过构造一个新颖的 Lyapunov 泛函，得到了神经网络指数稳定的全新充分条件，并给出了解的指数衰减的精确估计. 与已有文献相比，文中给出的条件更为宽松且易于验证.

关键词：神经网络；指数稳定性；指数衰减估计；非线性测度

中图分类号：TP183；O175　**文献标识码**：A　**文章编号**：0253-987X(2006)02-0215-04

Exponential Stability of Cohen-Grossberg Neural Networks

Wan Anhua，Wang Miansen，Peng Jigen
(School of Sciences，Xi'an Jiaotong University，Xi'an 710049，China)

Abstract：The exponential stability of Cohen-Grossberg neural network model is considered. The nonlinear measure approach is employed to analyze the existence and uniqueness of an equilibrium. A novel Lyapunov functional is constructed to derive the stability of neural networks. New sufficient conditions for the existence of a unique equilibrium and the exponential stability of the neural networks are presented. Moreover，the exponential decay estimate of the solution is precisely characterized. The proposed criteria are milder and more flexible to verify than the existing results.

Keywords：neural network；exponential stability；exponential decay estimate；nonlinear measure

Cohen-Grossberg 神经网络模型可用如下非线性动力学方程组描述[1]

$$\frac{\mathrm{d}u_i(t)}{\mathrm{d}t}=-a_i(u_i(t))\left[b_i(u_i(t))-\sum_{j=1}^{n}w_{ij}f_j(u_j(t))+I_i\right]\qquad i=1,2,\cdots,n \tag{1}$$

式中：$n\geqslant 2$ 表示网络中神经元的个数；$u_i(t)$表示第 i 个神经元在时刻 t 的状态；a_i 表示放大函数；b_i 表示自信号函数；$(w_{ij})_{n\times n}$表示联接权值矩阵；f_j 表示激活函数；I_i 表示常数外部输入.

研究 Cohen-Grossberg 神经网络的稳定性具有十分重要的意义，因为系统(1)将种群生物学、神经生物学及进化理论等学科中的许多重要模型作为特例[1]，其中由下面方程组所描述的著名的 Hopfield 神经网络模型[2]也可视为其特殊情况

$$C_i\frac{\mathrm{d}u_i(t)}{\mathrm{d}t}=-\frac{u_i(t)}{R_i}+\sum_{j=1}^{n}w_{ij}f_j(u_j(t))+I_i\qquad i=1,2,\cdots,n \tag{2}$$

式中：正数 C_i 和 R_i 分别表示电容和电阻.

目前，对系统(1)稳定性的研究远不及对系统(2)的研究那样广泛，这主要是由于系统(1)中的函数 a_i、b_i 与 f_j 的非线性极大地增加了其稳定性分析的难度. 现有的所有工作都是在对 a_i、b_i 与 f_j 的某些较强特殊假设(如可微性、有界性、单调性)下进行的[1,3-5]，下面给出本文的假设条件.

(H_1)每个 a_i 是局部 Lipschitz 连续的，且 $0<\underline{\alpha}_i\leqslant\alpha_i(u_i)\leqslant\bar{\alpha}_i(\forall u_i\in R)$.

收稿日期：2005-04-14.　**作者简介**：万安华(1976～)，女，博士生；王绵森(联系人)，男，教授，博士生导师.　**基金项目**：国家自然科学基金资助项目(10371097).

(H_2)每个 b_i 是局部 Lipschitz 连续的,且存在常数 $\lambda_i>0$,使得$(u_i-v_i)[b_i(u_i)-b_i(v_i)]\geqslant\lambda_i(u_i-v_i)^2$, $\forall u_i,u_i\in R,i=1,2,\cdots,n$.

(H_3)每个 f_j 是 Lipschitz 连续的(即对每个 $j=1,2,\cdots,n$,存在常数 $m_j>0$,使得$|f_j(s_1)-f_j(s_2)|\leqslant m_j|s_1-s_2|$, $\forall s_1,s_2\in R$). 不妨取定 $m_j=\sup\limits_{s_1,s_2\in R,s_1\neq s_2}\dfrac{|f_j(s_1)-f_j(s_2)|}{|s_1-s_2|}$.

此外,不像大多数已有文献都对联接权值矩阵作对称性假设那样,本文对其不作任何假设. 在最近的研究中,文献[3,4]额外假设了 f_j 的全局有界性,文献[5]则额外假设了 f_j 的单调递增性,而后都利用 Lyapunov 直接法给出了系统(1)的全局指数稳定性条件. 然而,对某些重要的应用来说,采用非单调的无界非线性激活函数可以显著改变神经网络系统的一些特性. 本文既不要求 f_j 是有界的,也不对 f_j 作单调性假设.

本文将先运用非线性测度方法证明 Cohen-Grossberg 神经网络平衡点的存在性与惟一性,再通过构造一个新颖的 Lyapunov 泛函得到系统(1)的指数稳定性. 我们不但推导出系统(1)指数稳定的全新判别准则,而且给出了系统(1)解的指数收敛速度的精确估计.

1 预备知识

设 R^n 表示 n 维实向量空间,其中向量范数取为 l^1-范数,即对任意的 $\boldsymbol{x}\in R^n$, $\|\boldsymbol{x}\|_1=\sum\limits_{i=1}^{n}|x_i|$. 设 $\langle\cdot,\cdot\rangle$表示 R^n 中向量内积,设 $\boldsymbol{S}(x)=(\mathrm{sgn}x_1,\mathrm{sgn}x_2,\cdots,\mathrm{sgn}x_n)^{\mathrm{T}}$ 表示 $\boldsymbol{x}\in R^n$ 的符号向量,其中 $\mathrm{sgn}r$ 为 $r\in R$ 的符号函数.

文献[6]对一般的非线性算子引入了下面的概念.

定义 1[6] 设 Ω 是 R^n 的一个开子集,$F:\Omega\to R^n$ 是一个算子,常数

$$m_\Omega(F)=\sup_{x,y\in\Omega,x\neq y}\frac{\langle\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})-\boldsymbol{F}(\boldsymbol{y}),\boldsymbol{S}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{y})\rangle}{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{y}\|_1}$$

称为算子 F 在 Ω 上的非线性测度.

引理 1[6] 若 $F:R^n\to R^n$ 是一个算子,且 $m_{R^n}(F)<0$,则 F 是一个同胚.

2 主要结果

本节我们致力于研究系统(1)平衡点的存在惟一性和稳定性,并给出下面两个主要定理.

定理 1 设条件(H_1)、(H_2)、(H_3)成立,如果存在一组实数 $d_i>0$,使得

$$m_i\sum_{j=1}^{n}\frac{d_i}{d_j}|w_{ji}|<\lambda_i\quad i=1,2,\cdots,n\tag{3}$$

则对任何一组常数外部输入 I_i,系统(1)有惟一的平衡点 $\boldsymbol{u}^*$.

证明 定义算子 $G:R^n\to R^n$ 为 $G_i(\boldsymbol{u})=-[b_i(u_i)-\sum\limits_{j=1}^{n}w_{ij}f_j(u_j)+I_i]$,其中 $\boldsymbol{u}=(u_1,u_2,\cdots,u_n)^{\mathrm{T}}\in R^n$, $\boldsymbol{G}(\boldsymbol{u})=(G_1(\boldsymbol{u}),G_2(\boldsymbol{u}),\cdots,G_n(\boldsymbol{u}))^{\mathrm{T}}$. 考虑下面的系统

$$\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{u}(t)}{\mathrm{d}t}=\boldsymbol{G}(\boldsymbol{u}(t))\quad t\geqslant t_0\tag{4}$$

易见 $\boldsymbol{u}^*=(u_1^*,u_2^*,\cdots,u_n^*)^{\mathrm{T}}$ 是系统(1)的平衡点当且仅当 $\boldsymbol{G}(\boldsymbol{u}^*)=0$,因此系统(1)、系统(4)具有相同的平衡点集. 设矩阵 $\boldsymbol{P}=\mathrm{diag}(d_1,d_2,\cdots,d_n)$. 考虑如下系统

$$\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{y}(t)}{\mathrm{d}t}=\boldsymbol{P}^{-1}\boldsymbol{GP}(\boldsymbol{y}(t))\quad t\geqslant t_0\tag{5}$$

下面将证明 $m_{R^n}(\boldsymbol{P}^{-1}\boldsymbol{GP})<0$. 我们有

$$\begin{aligned}
&\langle\boldsymbol{P}^{-1}\boldsymbol{GP}(\boldsymbol{y})-\boldsymbol{P}^{-1}\boldsymbol{GP}(\boldsymbol{z}),\boldsymbol{S}(\boldsymbol{y}-\boldsymbol{z})\rangle=\\
&\sum_{i=1}^{n}\{-d_i^{-1}[|b_i(d_iy_i)-b_i(d_iz_i)|-\\
&\sum_{j=1}^{n}w_{ij}(f_j(d_jy_j)-f_j(d_jz_j))\mathrm{sgn}(y_i-z_i)]\}\leqslant\\
&\sum_{i=1}^{n}\{-d_i^{-1}\lambda_i|d_i(y_i-z_i)|+\\
&d_i^{-1}\sum_{j=1}^{n}[|w_{ij}|\cdot|f_j(d_jy_j)-f_j(d_jz_j)|]\}\leqslant\\
&-\sum_{i=1}^{n}\lambda_i|y_i-z_i|+\\
&\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n}\{d_i^{-1}|w_{ij}|\cdot m_jd_j|y_j-z_j|\}=\\
&-\sum_{i=1}^{n}\{\lambda_i-m_i\sum_{j=1}^{n}\frac{d_i}{d_j}|w_{ji}|\}|y_i-z_i|
\end{aligned}$$

于是,我们由式(3)立即得到 $m_{R^n}(\boldsymbol{P}^{-1}\boldsymbol{GP})\leqslant-\min\limits_{1\leqslant i\leqslant n}\{\lambda_i-m_i\sum\limits_{j=1}^{n}\dfrac{d_i}{d_j}|w_{ji}|\}<0$. 由引理 1,我们推出系统(5)有且仅有一个平衡点 $\boldsymbol{y}^*$. 易验证 $\boldsymbol{y}(t)=\boldsymbol{P}^{-1}\boldsymbol{u}(t)$是系统(5)的解当且仅当 $\boldsymbol{u}(t)$是系统(4)的解,于是系统(1)有惟一的平衡点 $\boldsymbol{u}^*=\boldsymbol{P}\boldsymbol{y}^*$.

注 1 在"每个 f_j 是有界的"额外假设下,文献[3,4]仅证明了系统(1)平衡点的存在性. 在"每个 f_j 是单调递增的"额外假设及其他特殊假设下,文献[5]证明了平衡点的存在性和惟一性. 相比之下,在去掉

f_j 有界性及单调性假设的前提下,定理 1 给出了平衡点存在性和惟一性的全新判据.

定理 2　设条件(H_1)、(H_2)、(H_3)和式(3)成立,则对任何一组常数外部输入 I_i,系统(1)有惟一的平衡点 $\boldsymbol{u}^*$,$\boldsymbol{u}^*$ 是全局指数稳定的,且任意以 $\boldsymbol{u}(t_0)=\boldsymbol{u}_0$ 为初值条件的解 $\boldsymbol{u}(t)$ 的指数衰减满足

$$\|\boldsymbol{u}(t)-\boldsymbol{u}^*\|_1 \leqslant c\mathrm{e}^{-b(t-t_0)}\|\boldsymbol{u}_0-\boldsymbol{u}^*\|_1 \quad (6)$$

式中:$c=\dfrac{\max\limits_{1\leqslant i\leqslant n}(d_i\bar{\alpha}_i)}{\min\limits_{1\leqslant i\leqslant n}(d_i\underline{\alpha}_i)}$;$b=\min\limits_{1\leqslant i\leqslant n}(d_i\underline{\alpha}_i)\min\limits_{1\leqslant i\leqslant n}(d_i^{-1}\lambda_i-m_i\sum\limits_{j=1}^{n}d_j^{-1}|w_{ji}|)$.

证明　由定理 1 得出系统(1)有惟一的平衡点 $\boldsymbol{u}^*=(u_1^*,u_2^*,\cdots,u_n^*)^{\mathrm{T}}$. 将 $\boldsymbol{x}(t)=\boldsymbol{u}(t)-\boldsymbol{u}^*$ 代入式(1),则式(1)化为

$$\frac{\mathrm{d}x_i(t)}{\mathrm{d}t}=-a_i(x_i+u_i^*)\{b_i(x_i+u_i^*)-b_i(u_i^*)-\sum_{j=1}^{n}w_{ij}[f_j(x_j+u_j^*)-f_j(u_j^*)]\}$$
$$i=1,2,\cdots,n \quad (7)$$

设 $p_i(x_i(t))=a_i(x_i(t)+u_i^*)$,$q_i(x_i(t))=b_i(x_i(t)+u_i^*)-b_i(u_i^*)$,$s_j(x_j(t))=f_j(x_j(t)+u_j^*)-f_j(u_j^*)$,则系统(7)可表示为下面的形式

$$\frac{\mathrm{d}x_i(t)}{\mathrm{d}t}=-p_i(x_i(t))\cdot\left\{q_i(x_i(t))-\sum_{j=1}^{n}w_{ij}s_j(x_j(t))\right\}$$
$$t\geqslant t_0 \quad (8)$$

显然,0 是系统(8)的平衡点.

我们构造 Lyapunov 泛函 $V(x(t))=\sum\limits_{i=1}^{n}d_i^{-1}\cdot\int_0^{x_i}\dfrac{\mathrm{sgn}S}{p_i(s)}\mathrm{d}s$,于是

$$\frac{\mathrm{d}V(\boldsymbol{x}(t))}{\mathrm{d}t}=$$
$$\sum_{i=1}^{n}d_i^{-1}\{-|q_i(x_i)|+\sum_{j=1}^{n}w_{ij}s_j(x_j)\mathrm{sgn}(x_i)\}\leqslant$$
$$\sum_{i=1}^{n}\{-d_i^{-1}\lambda_i|x_i|+d_i^{-1}\sum_{j=1}^{n}|w_{ij}||s_j(x_j)|\}\leqslant$$
$$-\sum_{i=1}^{n}d_i^{-1}\lambda_i|x_i|+\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n}d_i^{-1}\{|w_{ij}|\cdot m_j|x_j|\}\leqslant$$
$$-\min_{1\leqslant i\leqslant n}(d_i^{-1}\lambda_i-m_i\sum_{j=1}^{n}d_j^{-1}|w_{ji}|)\|\boldsymbol{x}(t)\|_1<0$$

由 $V(\boldsymbol{x}(t))$ 的表达式可得,$\left(\min\limits_{1\leqslant i\leqslant n}\dfrac{1}{d_i\bar{\alpha}_i}\right)\|\boldsymbol{x}(t)\|_1\leqslant V(\boldsymbol{x}(t))\leqslant\left(\min\limits_{1\leqslant i\leqslant n}\dfrac{1}{d_i\underline{\alpha}_i}\right)\|\boldsymbol{x}(t)\|_1$,因此 $\dfrac{\mathrm{d}V(\boldsymbol{x})}{\mathrm{d}t}\leqslant -bV(\boldsymbol{x})$,从而有 $V(\boldsymbol{x}(t))\leqslant V(\boldsymbol{x}(t_0))\mathrm{e}^{-b(t-t_0)}$. 于是,我们立即得到 $\|\boldsymbol{x}(t)\|_1\leqslant c\mathrm{e}^{-b(t-t_0)}\|\boldsymbol{x}(t_0)\|_1$,即式(6)成立.

注 2　将可调参数 $d_i>0$ 引入式(3),使得已有文献的一些结果可以通过选取特殊的 d_i 由定理 1、定理 2 推出,也直接产生了系统(1)的一些全新稳定性判据.

注 3　在条件(H_1)、(H_2)、(H_3)下,文献[3]的定理 3.4 证明了定理 2 在 $d_i=1$ 时的特殊情况,但文献[3]额外假设了每个 f_i 是有界的.

注 4　文献[6]中的定理 3 亦是本文定理 2 的特殊情况.

下面,我们给出一个算例来说明本文结果的有效性和优越性.

例 1　考虑下面的 Cohen-Grossberg 神经网络模型

$$\left.\begin{aligned}
&\frac{\mathrm{d}u_1(t)}{\mathrm{d}t}=-(3+\sin u_1(t))\cdot\\
&[2u_1(t)-f_1(u_1(t))-0.5f_2(u_2(t))+I_1]\\
&\frac{\mathrm{d}u_2(t)}{\mathrm{d}t}=-(2+\cos u_2(t))\cdot\\
&[2u_2(t)-1.2f_1(u_1(t))-0.3f_2(u_2(t))+I_2]
\end{aligned}\right\} \quad (9)$$

式中:f_1、f_2 满足条件(H_3),$m_1=1$,$m_2=2$. 易验证此例中条件(H_1)、(H_2)都成立,其中 $\lambda_1=\lambda_2=2$,$\bar{\alpha}_1=4$,$\underline{\alpha}_1=2$,$\bar{\alpha}_2=3$,$\underline{\alpha}_2=1$. 若取 $d_1=d_2=1$,由 $m_1(|w_{11}|+|w_{21}|)=2.2>\lambda_1$,则即使 f_1、f_2 是有界函数,文献[3]中的定理 3.4 的条件也不满足. 然而,若取 $d_1=1$,$d_2=1.25$,由 $m_1\left(|w_{11}|+\dfrac{d_1}{d_2}|w_{21}|\right)=1.96<\lambda_1$,$m_2\left(\dfrac{d_2}{d_1}|w_{12}|+|w_{22}|\right)=1.85<\lambda_2$,则式(3)满足. 于是由定理 2,我们推出对于任何一组常数外部输入 I_i,系统(9)有惟一的平衡点 $\boldsymbol{u}^*$,$\boldsymbol{u}^*$ 是全局指数稳定的,且式(9)的任意解 $\boldsymbol{u}(t)$ 的指数衰减满足式(6),其中 $c=3.2$,$b=0.05$,即 $|u_1(t)-u_1^*|+|u_2(t)-u_2^*|\leqslant 3.2\mathrm{e}^{-0.05(t-t_0)}\{|u_1(t_0)-u_1^*|+|u_2(t_0-u_2^*)|\}$.

3　结束语

本文综合运用非线性测度方法和 Lyapunov 直接法,得到了 Cohen-Grossberg 神经网络平衡点的存在性、惟一性和指数稳定性的全新判别准则. 与已有文献相比,本文给出的准则放宽了系统(1)指数稳定的充分条件,对激活函数不作有界性、单调性假

设,对联接权值矩阵也未作任何特殊假设,从而具有更为广泛的应用范围.

参考文献:

[1] Grossberg S. Nonlinear neural networks: principles, mechanisms, and architectures [J]. Neural Networks, 1988, 1(1):17-61.

[2] Tank D W, Hopfield J J. Simple "neural" optimization networks: an A/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit [J]. IEEE Trans Circuits Syst, 1986, 33(5):533-541.

[3] Wang Lin, Zou Xingfu. Exponential stability of Cohen-Grossberg neural networks [J]. Neural Networks, 2002, 15(3): 415-422.

[4] Liao Xiaofeng, Li Chunguang, Wong Kwok Wo. Criteria for exponential stability of Cohen-Grossberg neural networks[J]. Neural Networks, 2004, 17(10):1401-1414.

[5] Lu Wenlian, Chen Tianping. New conditions on global stability of Cohen-Grossberg neural networks [J]. Neural Computation, 2003,15(5):1173-1189.

[6] Qiao Hong, Peng Jigen, Xu Zongben. Nonlinear measures: a new approach to exponential stability analysis for Hopfield-type neural networks[J]. IEEE Trans Neural Networks, 2001,12(2):360-370.

(编辑 杜秀杰)

《西安电子科技大学学报》2005年第4期部分目次

Cohen-Grossberg神经网络的指数稳定性

作者： 万安华， 王绵森， 彭济根， Wan Anhua， Wang Miansen， Peng Jigen
作者单位： 西安交通大学理学院,710049,西安
刊名： 西安交通大学学报 ISTIC EI PKU
英文刊名： JOURNAL OF XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY
年，卷(期)： 2006，40(2)
被引用次数： 3次

参考文献(6条)

1. Grossberg S Nonlinear neural networks:principles,mechanisms,and architectures 1988(01)

2. Tank D W.Hopfield J J Simple "neural" optimization networks:an A/D converter,signal decision circuit,and a linear programming circuit 1986(05)

3. Wang Lin.Zou Xingfu Exponential stability of Cohen-Grossberg neural networks 2002(03)

4. Liao Xiaofeng.Li Chunguang.Wong Kwok Wo Criteria for exponential stability of Cohen-Grossberg neural networks 2004(10)

5. Lu Wenlian.Chen Tianping New conditions on global stability of Cohen-Grossberg neural networks 2003(05)

6. Qiao Hong.Peng Jigen.Xu Zongben Nonlinear measures:a new approach to exponential stability analysis for Hopfield-type neural networks 2001(02)

相似文献(10条)

1. 期刊论文 张子芳.徐道义.邓谨.ZHANG Zi-fang.XU Dao-yi.DENG Jin 随机时滞反应扩散神经网络的指数稳定性 -工程数学学报2008,25(2)

本文是讨论了一类随机变时滞反应扩散Hopfield神经网络的矩指数稳定性.利用平均Lya-punov泛函方法,随机偏微分方程的Ito公式和时滞微分不等式技巧,证明了随机变时滞反应扩散Hopfield神经网络的平衡解的矩指数稳定性,给出了这类随机变时滞神经网络平衡解矩指数稳定性的实用代数判据,得到了一些新结果.最后,给出了主要定理的一个应用实例.

2. 学位论文 胡进 一类随机微分方程的稳定性分析 2005

本文主要研究了随机时滞Hopfield神经网络和随机时滞细胞神经网络的指数稳定性。全文共分为四章。

第一章介绍了随机微分方程的基本概念，包括Brown运动和It(^o)积分的概念，It(^o)公式，随机微分方程稳定性的概念，以及随机微分方程稳定性的研究方法。第二章对随机时滞Hopfield神经网络的稳定性作了系统的研究。利用Lyapu-nov函数，It(^o)公式，Dini微分以及不等式分析的方法研究了系统的1-指数稳定性和均方指数稳定性，并利用Burkholder-Davids-Gundy不等式以及Borel-Cantelli引理得到了系统的几乎必然指数稳定性。

第三章对随机时滞细胞神经网络(SDCNN)的指数稳定性作了研究。首先利用与第二章类似的方法对系统的1-指数稳定性进行了讨论，并将鲁棒控制中常用的线性矩阵不等式(LMI)方法应用到随机微分方程的稳定性分析中，所得到的均方指数稳定性的条件是时滞细胞神经网络(DCNN)全局渐进稳定性条件的推广。

由于随机时滞Hopfield神经网络和随机时滞细胞神经网络都是典型的随机时滞Recurrent神经网络，因此第四章利用与第三章类似的方法，得到了随机时滞Recurrent神经网络的均方指数稳定性条件。通过随机时滞Recurrent神经网络的稳定性条件，可以很容易得到随机时滞Hopfield神经网络和随机时滞细胞神经网络的稳定性。

3. 期刊论文 文海霞.黄丽湘.张继业.WEN Haixia.HUANG Lixiang.ZHANG Jiye 广义Hopfield神经网络的绝对指数稳定性 -西南交通大学学报2007,42(5)

研究了一类广义神经网络系统平衡点的存在性、唯一性和绝对指数稳定性.这类神经网络包含Hopfield 神经网络和细胞型神经网络,不要求激活函数可微和有界.应用拓扑理论,得到了广义Hopfield神经网络平衡点的存在性和唯一性的充分必要条件;利用矩阵的性质,通过构造Lurie型Liapunov函数,得到了广义Hopfield神经网络绝对指数稳定的充分条件以及几类特殊神经网络绝对指数稳定的充分必要条件.

4. 期刊论文 易春.YI Chun 混合时滞区间神经网络鲁棒指数稳定性 -内江师范学院学报2009,24(2)

讨论了混合时滞区间神经网络的全局鲁棒指数稳定性.利用拓扑度理论和不等式技巧给出了一个混合时滞区间神经网络平衡点的存在唯一性以及全局鲁棒指数稳定性的条件.

5. 期刊论文 倪军 一类Cohen-Grossberg神经网络的指数稳定性 -科技资讯2010,""(6)

本文主要讨论一类cohen-Grossberg神经网络的指数稳定性.通过Brower不动点定理和构造Lyapunov函数来研究这种神经网络平衡点的存在性和指数稳定性.

6. 期刊论文 万安华.王绵森.彭济根.WAN An-hua.WANG Mian-sen.PENG Ji-gen Cohen-Grossberg神经网络指数稳定性的新判则 -高校应用数学学报A辑2008,23(2)

避免构造Lyapunov函数的困难,运用广义Dahlquist数方法研究了Cohen-Grossberg神经网络模型的指数稳定性,不但得到了Cohen-Grossberg神经网络平衡点存在惟一性和指数稳定性的全新充分条件,而且给出了神经网络的指数衰减估计.与已有文献结果相比,所得的神经网络指数稳定的充分条件更为宽松,给出的解的指数衰减速度估计也更为精确.

7.会议论文 王彩虹.周吉彪 随机时滞神经网络的全局均方指数稳定性 2009

论文主要讨论了带有随机扰动的时滞神经网络的全局均方指数稳定性问题。通过构造Lyapunov-Krasovskii函数结合随机分析方法，利用线性矩阵不等式得到了一个新的指数稳定性充分条件. 通过Matlab LMI工具箱容易验证结论是有效的. 而且论文给出的判定条件与时滞相关，降低了条件的保守性.

8.期刊论文 王晓慧.许永龙.WANG Xiao-hui.XU Yong-long 随机时滞Hopfield型神经网络的几乎指数稳定性 -天津师范大学学报（自然科学版）2006,26(2)

利用Lyapunov泛函和Ito公式,研究了具有时滞的随机Hopfield型神经网络的几乎指数稳定性,证明了一个定理和两个推论.当随机扰动为0时,得到确定性的时滞神经网络指数稳定性的结果.

9.期刊论文 金聪 连续型BAM神经网络的指数稳定性 -系统科学与数学2001,21(3)

首先将连续型双向联想记忆神经网络转化成一个特殊的Hopfield网络模型.在此基础上,对连续BAM神经网络的指数稳定性进行了新的分析,证明了神经网络连接权矩阵在给定的约束条件下有唯一平衡点.所做的分析可以用于设计全局指数稳定的神经网络.

10.学位论文 刘岩 时滞反应扩散神经网络的稳定性分析 2008

人工递归神经网络是国内外广泛关注的一个异常活跃的研究领域。根据系统基本变量选取的不同，递归神经网络可分为局域神经网络和静态神经网络两类，现有的关于递归神经网络研究大多集中于局域神经网络，关于静态模型的研究较少，尤其对带反应扩散项的静态神经网络鲜有报道。然而，静态神经网络模型却具有广泛的代表性，许多重要的神经网络归结于静态模型。对此，本文讨论了反应扩散静态神经网络的全局鲁棒稳定性和反应扩散局域神经网络的绝对指数稳定性。本文共讨论下面四个问题：

1.离散变时滞反应扩散静态神经网络全局鲁棒稳定性

2.分布时滞反应扩散静态神经网络全局鲁棒指数稳定性

3.离散时滞反应扩散局域递归神经网络绝对指数稳定性

4.分布时滞反应扩散局域递归神经网络绝对指数稳定性

本文结构如下：

第一部分:介绍了神经网络的背景和研究所需理论知识。

第二部分:首先研究了离散变时滞反应扩散静态神经网络全局鲁棒稳定性，其次研究分布时滞反应扩散静态神经网络全局鲁棒指数稳定性，通过利用拓扑度理论证明了系统平衡点的存在性，通过构造合适的Lyapunov函数，不等式技巧，得到系统平衡点全局鲁棒稳定的充分条件，最后的实例说明了条件的有效性。

第三部分:重点研究了离散时滞反应扩散局域递归神经网络绝对指数稳定性，对一类激活函数，得到了系统唯一存在平衡点和绝对指数稳定的充分必要条件，然后用所得结论考虑了分布时滞情形，最后用数值例子说明了所得结果。

第四部分:对本文进行了总结，并提出了进一步研究的问题。

引证文献(3条)

1.李宝麟.王蓉 离散时刻Cohen-Grossberg时滞神经网络周期解的存在性与稳定性[期刊论文]-西北师范大学学报(自然科学版) 2009(2)

2.张丽娟.时宝 一类变时滞Cohen-Grossberg神经网络的全局指数稳定性[期刊论文]-数学的实践与认识 2008(17)

3.李宝麟.王蓉 具有脉冲的BAM型Cohen-Grossberg时滞神经网络[期刊论文]-甘肃科学学报 2008(3)